



Tesis - TE142599

Pengenalan Seseorang Berbasis Skoring Data Trayektori Gaya Berjalan (Gait) Menggunakan Naïve Bayesian

Ashafidz Fauzan Dianta

2213205202

PEMBIMBING

Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.

PROGRAM MAGISTER

BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA

JURUSAN TEKNIK ELEKTRO

FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI

INSITITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA

2015



Tesis - TE142599

RECOGNITION OF PERSON'S THROUGH SCORING TRAJECTORY DATA GAIT USING NAÏVE BAYESIAN

Ashafidz Fauzan Dianta

2213205202

SUPERVISOR

Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.

Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.

MASTER PROGRAM

MULTIMEDIA INTELLIGENT NETWORK

DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING

FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY

SEPULUH NOPEMBER INSTITUTE OF TECHNOLOGY

SURABAYA

2015

Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (M.T)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:
Ashafidz Fauzan Dianta
NRP. 2213205202

Tanggal Ujian : 17 Juni 2015
Periode Wisuda : September 2015

Disetujui oleh:

1. Prof. Dr. Ir. Maufidhi Hery Purnomo, M.Eng. (Pembimbing I)
NIP. 19580916 198601 1 001

2. Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT. (Pembimbing II)
NIP. 19760505 200812 1 003

3. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc. (Penguji I)
NIP. 19540925 197803 1 001

4. Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT. (Penguji II)
NIP. 19690703 199512 1 001

Direktorial Program Pasca Sarjana

Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, M.T
NIP. 19640405 199002 1 001



PENGENALAN SESEORANG BERBASIS SKORING DATA TRAYEKTORI GAYA BERJALAN (GAIT) MENGUNAKAN NAÏVE BAYESIAN

Nama : Ashafidz Fauzan Dianta
NRP : 2213205202
Pembimbing I : Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Pembimbing II : Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.

ABSTRAK

Gaya berjalan seseorang adalah sangat unik, sebab cara berjalan seseorang sangat tergantung pada anggota tubuh bagian bawah seseorang seperti struktur tulang, otot, ligament dan tendon orang tersebut, hal itulah yang menjadikan gaya berjalan seseorang menjadi unik. Penelitian ini bermaksud, dapatkah kita mengenali seseorang dari gaya berjalannya. Data lintasan marker / marker trajectory digunakan sebagai input sistem biometrik. Dalam penelitian ini, diukur 8 orang sehat dan subjek tersebut diarahkan untuk berjalan secara normal di lintasan berjalan di laboratorium motion capture, dengan kecepatan jalan sesuai kenyamanan masing-masing subjek. Pada kaki kanan dan kiri, subjek tersebut ditempelkan marker sebanyak 16 buah (lower limbs). Setiap marker akan memiliki data lintasan 3D, yaitu lintasan pada sumbu X, sumbu Y dan sumbu Z. Data marker trayektori diskoringkan, dan Naive Bayesian Algorithm digunakan untuk mengenali seseorang melalui gaya berjalannya. Jumlah keseluruhan data marker yang dianalisis sebanyak 50 data skoring marker trayektori gaya berjalan. Setiap satu data skoring trayektori marker gaya berjalan terdapat data trayektori marker selama satu gait cycle.

Untuk uji coba, pada penelitian ini digunakan 16 data trayektori marker gaya berjalan untuk dijadikan data training ke dalam sistem pengenalan, dan sebanyak 34 data trayektori marker gaya berjalan digunakan sebagai data uji sistem biometrik. Dari hasil uji coba tersebut, 98,24% data uji dapat dikenali oleh sistem siapa pemilik gaya berjalan tersebut, dan 1,76% sistem tidak tepat dalam mengenali pemilik gaya berjalan tersebut, dengan hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa data marker trayektori dapat dijadikan salah satu alternatif untuk proses mengenali sistem biometrik seseorang.

Kata Kunci: *Marker Base Biometric, Gait Analysis, System Biometric Gait, Marker Trajectory Data*



[Halaman ini sengaja dikosongkan]

RECOGNITION OF PERSON'S THROUGH SCORING TRAJECTORY DATA GAIT USING NAÏVE BAYESIAN

By : Ashafidz Fauzan Dianta
Student Identity Number : 2213205202
Supervisor : Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.
Co-Supervisor : Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.

ABSTRACT

Human gait is unique and specific to every one, this is because human gait depends fully on the structure of the human lower limbs, such as bones, muscles, ligaments and tendons. This study intends to recognize of a person in gait motion, and can it be used as a biometric of someone. Marker trajectory data was used as an input in this biometric systems. In this study, eight healthy subjects were asked to walk with self-selected speed in the gait lab equipped with motion capture system. Sixteen reflective markers were attached to the bont landmarks of lower limbs. Marker trajectories data in 3D were then obtained, trajectory in X, Y and Z plane. One full gait cycle was used as one input data in the system. Scoring algorithm based on the trajectories pattern was used to score each trajectory data before being conveyed to the Naive Bayesian Classifier. Since every subject walked for three times, and within one trial walking there could be about 2-3 gait cycle of one full gait cycle, in total 50 marker trajectories data of one gait cycle from 8 healthy subjects were used for biomeetrics simulation.

In this experiments, 16 gait cycle data marker trajectory were used as a training marker data, and 34 others were used as testing data marker trajectory. The result showed that 97% of testing data can be recognized by the system biomeetrics, and 3% of the testing data were falsely recognized by the system. In conclusion, recognition sistem based on the human gait pattern has proven the unique of human walking and can be used as a biomeetrics system.

Key words: *Marker Base Biometrics, Gait Analysis, System Biometric Gait, Marker Trajectory Data*



[Halaman ini sengaja dikosongkan]

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, segala puji bagi Allah SWT. Berkat rahmat dan karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan tesis ini. Tesis dengan judul “PENGENALAN SESEORANG BERBASIS SKORING DATA TRAYEKTORI GAYA BERJALAN (GAIT) MENGGUNAKAN NAÏVE BAYESIAN” diselesaikan penulis dalam satu semester, yakni pada semester 3 program Pasca Sarjana ini. Banyak pihak telah memberi perhatian dan bantuan terutama rekan-rekan, para dosen, dan kerabat yang dengan ikhlas meluangkan waktu dan pikirannya untuk membantu penulis. Beberapa pihak yang penulis sebutkan berperan besar dalam penyusunan tesis ini. Terima kasih penulis ucapkan kepada:

1. Bapak Prof. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M. Eng. Ph.D. dan Bapak Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T. selaku dosen pembimbing yang telah mengarahkan, memotivasi dan memberikan koreksi kepada penulis.
2. Bapak Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc. dan Bapak Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T. selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan kritik dalam tesis ini.
3. Bapak Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, S.T., M.T., selaku koordinator bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia Program Studi Teknik Elektro.
4. Bapak/Ibu dosen pengajar di Program Studi Teknik Elektro, bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia, yang telah membagi ilmunya kepada penulis dalam menempuh pendidikan.
5. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T, MT motivasi dan fasilitas laboratoriumnya.
6. Istri tercinta Nufian Susanti Febriani dan kedua putraku tersayang Alhabzi dan Alhaziq.
7. Papa AS Darmanto, Mama Yayuk S. Cahyaningsih dan Papa Wahono Hadi Susanto dan Ibu Fatmawati yang selalu memberikan dukungan, semangat dan doa tiada henti.
8. Saudara kandung, Ashanief, Aszahlik, Ashalief dan Ashafieq serta saudara ipar mbak Lely dan Rizal yang selalu siap sedia jika dititip keponakan.

- 
9. Teman-teman seperjuangan JCM 2012 dan 2013 yaitu Bu rini, Bu Ima, Bu Devi, Bu Nurul, Bu Liza, Bu Rana, Bu Enny, Om Mobed, Om Yonly, Om Ami, Om Rial, dan Om Enggar, yang telah banyak membantu penulis dalam proses diskusi.
 10. Teman-teman JCM 2014, Pak Komting Fawaid, Pak Ardi, Bu Litya, Bu Vera, Pak Fauzi, Pak Baskoro, Pak Aris, dan Pak Afi.
 11. Pak Sapari dan Mbak Anik atas informasi akademiknya
 12. Semua pihak yang tidak bisa disebutkan satu persatu dalam tulisan ini.

Penulis sepenuhnya menyadari bahwa hasil karya ini sangatlah jauh dari sempurna. Kritik, saran untuk perbaikan sangat diharapkan oleh penulis. Dan selanjutnya, semoga penelitian dalam tesis ini bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Surabaya, Juli 2015

Penulis.

DAFTAR ISI

Lembar Pengesahan	i
Absrak	v
Abstrac	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR NOMENKLATUR.....	xv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat dan Kontribusi	3
BAB 2 DASAR TEORI	5
2.1 Sistem Biometrik	5
2.2 Anggota Gerak Bawah Manusia	6
2.3 Gait Cycle	7
2.4 Biometric Gait.....	13
2.4.1 Video Base	13
2.4.2 Marker Base	14
2.4.3 Kegunaan lain Marker	15
2.4 Marker Trajectory Data	17
2.5 Alogaritma Naive Bayesian	18
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....	21
3.1 Desain Sistem.....	21
3.1.1 Data C3D Normal Walking	22
3.1.2 Mengolah Data C3D	24
3.1.3 Skoring Data	24
3.1.4 Kalsifikasi Menggunakan Alogaritma Naïve Bayesian	44

3.2 Perancangan Sistem Pengenalan	45
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN.....	57
4.1 Uji Coba Pemilihan Data Set Training Secara Random	57
4.1.1 Menggunakan 16 Marker	57
4.1.1.1 16 Random Data Training	57
4.1.1.2 24 Random Data Training	58
4.1.2 Menggunakan 10 Marker	59
4.1.2.1 16 Random Data Training	59
4.1.2.2 24 Random Data Training	59
4.1.3 Menggunakan 6 Marker	60
4.1.3.1 16 Random Data Training	60
4.1.3.2 24 Random Data Training	61
4.2 Pemilihan Data Set Training secara Manual	61
4.2.1 Menggunakan 16 Marker	61
4.2.1.1 16 Marker dengan 16 Data Training	61
4.2.1.2 16 Marker dengan 24 Data Training	62
4.2.2 Menggunakan 10 Marker	62
4.2.2.1 16 Data Training	62
4.2.2.2 24 Data Training	63
4.2.3 Menggunakan 6 Marker	63
4.2.3.1 16 Random Data Training	63
4.2.3.2 24 Random Data Training	64
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	69
5.1 Kesimpulan	69
5.2 Saran.....	69
DAFTAR PUSTAKA	71

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Implementasi pengambilan citra	1
Gambar 1.2 Pengambilan data gaya berjalan (gait) dengan motion capture	2
Gambar 2.1 Anatomi lower limbs.....	7
Gambar 2.2 Siklus gait normal pada anak berusia 8 tahun.....	8
Gambar 2.3 Fase Initial Contact	8
Gambar 2.4 Fase Loading Response	9
Gambar 2.5 Fase Midstance.....	10
Gambar 2.6 Fase Heel Off	10
Gambar 2.7 Fase Preswing	11
Gambar 2.8 Fase Initial Swing	12
Gambar 2.9 Fase Mid Swing	12
Gambar 2.10 Fase Terminal Swing	13
Gambar 2.11 Rancangan Ruangan Video Marker Base	14
Gambar 2.12 Blok Diagram Video Marker Base	14
Gambar 2.13 Implementasi peletakan Marker Video Base	15
Gambar 2.14 Implementasi peletakan Marker	16
Gambar 2.15 Implementasi Marker untuk Motion Capture	17
Gambar 2.16 Contoh Simulasi Data Marker RTOE	18
Gambar 2.17 Flowchart algoritma Naïve Bayes Classifier	19
Gambar 3.1 Bagan Desain Sistem	21
Gambar 3.2 Pengambilan data Marker Trajectory	22
Gambar 3.3 Peletakan Marker pada Lower Limbs	23
Gambar 3.4 Pengamatan marker menggunakan software Mokka	24
Gambar 3.5 Ekstraksi data marker ke dalam biner menggunakan software Visual Basic	25
Gambar 3.6 Grafik sumbu X dari marker RTOE, dalam 2 gait cycle	26
Gambar 3.7 Grafik sumbu Y dari marker RTOE, dalam 2 gait cycle	27
Gambar 3.8 Grafik sumbu Z dari marker RTOE, dalam 2 gait cycle	28
Gambar 3.9 Grafik sumbu X dalam satu gait cycle marker RTOE	33

Gambar 3.10 Grafik sumbu Y dalam satu gait cycle marker RTOE	34
Gambar 3.11 Grafik sumbu Z dalam satu gait cycle marker RTOE.....	34
Gambar 3.12 Ilustrasi Skoring data	35
Gambar 3.13 Bagan pengolahan data	45
Gambar 3.14 Peletakan 16 Marker pada Lower Limbs	47
Gambar 3.15 Peletakan 10 Marker pada Lower Limbs	48
Gambar 3.16 Peletakan 6 Marker pada Lower Limbs	49
Gambar 3.19 Flowchart sistem pengenalan dengan metode naïve bayesian	50
Gambar 4.1 Grafik prosentase keberhasilan dalam mengenali seseorang dengan perbandingan banyaknya data training.....	66
Gambar 4.2 Grafik prosentase keberhasilan dalam mengenali seseorang dengan perbandingan banyaknya marker.....	67

DAFTAR NOMENKLATUR

A	: Data dengan class yang belum diketahui
B	: Hipotesis data B merupakan suatu class spesifik
$P(A/B)$: Probabilitas hipotesis A berdasar kondisi B (posteriori probability)
$P(A)$: Probabilitas hipotesis A (priorprobability)
$P(B/A)$: Probabilitas B berdasar kondisi pada hipotesis A
$P(B)$: Probabilitas B
V_{map}	: Nilai Probabilitas maksimal
P	: Probabilitas
$Argmax$: Rata-rata
a_1	: Data <i>marker</i> pertama dari sumbu pertama
a_2	: Data <i>marker</i> pertama dari sumbu kedua
a_3	: Data <i>marker</i> pertama dari sumbu ketiga
a_n	: Data <i>marker</i> terakhir dari sumbu ketiga
V	: Himpunan class
j	: Banyaknya class
V_j	: Himpunan class pada kategori j
i	: Himpunan variabel
a_i	: data variabel pada kategori i
$subj_j$: Jumlah data data yang sama pada class / kategori j
n_j	: jumlah data training pada kategori j
$training$: Jumlah data training
$training_j$: Jumlah data training pada class j



[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perbandingan karakteristik biometrik	5
Tabel 3.1 Nilai biner marker TOE sebelah kaki kanan dalam satu gait cycle	29
Tabel 3.2 Nilai Skoring tiap marker dalam 1 gait cycle	36
Tabel 3.3 Nilai Penjumlahan Skoring untuk 16 marker dalam 1 gait cycle	40
Tabel 3.4 Distribusi data marker trayektori dari 8 subjek untuk satu gait cycle	41
Tabel 3.5 Nilai Skoring seluruh marker	42
Tabel 3.6 Data Training dan Data Testing	46
Tabel 3.7 Data training	50
Tabel 3.8 Hasil Perhitungan prior probability class	52
Tabel 3.9 Hasil Perhitungan prior probability marker RTOE sumbu X	52
Tabel 3.10 Hasil Perhitungan prior probability marker RANK sumbu Y	53
Tabel 3.11 Hasil Perhitungan prior probability marker LTIB sumbu Z	54
Tabel 3.12 Hasil Perkalian semua variabel dengan class yang sama	54
Tabel 4.1 Hasil perhitungan probabilitas	45
Tabel 4.2 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 16 random data training, 16 marker	58
Tabel 4.3 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 24 random data training, 16 marker	58
Tabel 4.4 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 16 random data training, 10 marker	59
Tabel 4.5 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 24 random data training, 10 marker	60
Tabel 4.6 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 16 random data training, 6 marker	60
Tabel 4.7 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 24 random data training, 6 marker	61
Tabel 4.8 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 16 data training, 16 marker	61
Tabel 4.9 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 24 data training, 16 marker	62
Tabel 4.10 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang	

16 data training, 10 marker	63
Tabel 4.11 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang	
24 data training, 10 marker	63
Tabel 4.12 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang	
16 data training, 6 marker	64
Tabel 4.13 Hasil hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang	
24 data training, 6 marker	64
Tabel 4.14 Perbandingan hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang dengan jumlah data training	65
Tabel 4.15 Perbandingan hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang dengan jumlah marker	66

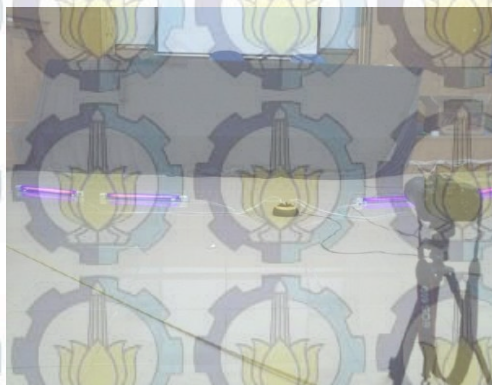
BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Berjalan merupakan aktifitas seseorang untuk berpindah tempat, tanpa kita sadari dalam sehari-hari kita dapat berjalan sangat jauh. Sebuah penelitian menyebutkan Gaya berjalan (*gait*) dapat diartikan sebagai pola atau ragam berjalan berpindah tempat dan mengandung pertimbangan yang detail dan rinci yang terkait dengan sendi dan otot (Trew M. *et al*, 2001). Untuk meneliti gaya berjalan seseorang dibutuhkan sebuah perangkat teknologi, contohnya menggunakan kamera (berbasis video) atau menggunakan *marker* (berbasis *marker*).

Penelitian tentang analisis gaya berjalan berbasis video memang sudah banyak, penelitian berbasis video sendiri memiliki beberapa kelemahan, salah satunya adalah kurang detailnya data gerakan kaki yang didapat, dikarenakan data pergerakan kaki yang dihasilkan dalam video hanya didapat 2 sumbu yaitu sumbu X dan sumbu Y. Salah satu referensi menyebutkan bahwa penelitian berbasis video dengan menggunakan satu kamera, pada saat proses pengambilan data apabila kecepatan subjek semakin cepat, semakin sedikit frame yang dapat dianalisa (Ariano *et al*, 2013).



Gambar 1.1 Implementasi pengambilan citra
(sumber : Ariano *et al.*, 2013)

Penelitian tersebut sangat bergantung pada intensitas cahaya, di sepanjang lintasan yang dipasang lampu UV (*ultraviolet*) untuk menerangi *marker* yang terbuat dari

bahan *fluorescent*. Jika cahaya dari lampu UV redup, maka *marker* tidak bisa mengeluarkan cahaya dengan sempurna, sehingga mengakibatkan *marker* tidak dapat terdeteksi dengan baik di *software*. Untuk itu dibutuhkan sebuah penelitian mengenali seseorang melalui gaya berjalan meskipun subjek berjalan cepat atau lambat. Dengan data trayektori gaya berjalan berbasis *marker*, sistem dapat mengenali gaya berjalan seseorang dengan baik karena detail semua gerakan kaki dapat terlihat di trayektori. Seperti gambar 1.2 dimana subjek berjalan di sebuah platform dengan sensor GRF (*Ground Reaction Force*). *Marker* yang ditempelkan dapat mengeluarkan data trayektori lintasan 3D, yaitu sumbu X, sumbu Y dan sumbu Z.



Gambar 1.2 Pengambilan data gaya berjalan (*gait*) dengan sensor GRF.
(sumber : Wibawa *et al.*, 2014)

1.2. Rumusan Masalah

Pada penelitian sebelumnya banyak dilakukan pengenalan sistem biometrik melalui karakteristik tingkah laku (*behavioral*) seperti suara, selain itu ada juga penelitian analisis gaya berjalan (*gait*) menggunakan metode pengambilan data dengan berbasis video yang hanya mempunyai data 2D. Untuk itu diperlukan sebuah penelitian dimana data inputan diambil dari lintasan *trajectory marker*, dimana setiap *marker* akan memiliki data lintasan 3D, yaitu lintasan pada sumbu X, sumbu Y dan sumbu Z. Metode untuk mengenali seseorang yang akan dipakai menggunakan Naive Bayesian, dimana algoritma tersebut menggunakan prinsip menghitung probabilitas data.

1.3. Batasan Masalah

1. Algoritma Naïve Bayesian digunakan untuk mengenali seseorang berbasis scoring data *marker* trayektori.
2. *Marker* yang digunakan ada 18 buah, 8 ditempel di kaki kanan dan 8 ditempel di kaki kiri.
3. Jumlah data *marker* trayektori yang dianalisa sebanyak 50 data *marker* trayektori per satu *gait cycle*.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah mengenali seseorang berbasis skoring data lintasan *trajektory marker* menggunakan metode *Naive Bayesian* dan mengetahui akurasi sistem dalam mengenali seseorang.

1.5. Manfaat dan Kontribusi

Manfaat dan kontribusi dalam penelitian ini sebagai berikut :

1. Pembuktian bahwa gaya berjalan seseorang itu sangatlah unik, meskipun secara kasat mata gaya berjalan orang tersebut terlihat mirip, namun apabila di lihat melalui data lintasan trayektori, pasti ada perbedaan antara gaya berjalan subjek satu dengan yang lain.
2. Dapat memberikan kontribusi pada perkembangan sistem biometrik terutama pada pengenalan seseorang melalui gaya berjalannya.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 2

DASAR TEORI

Dalam bab 2 ini akan dibagi menjadi 4 sub bab, pembahasan sub bab 1 akan dijelaskan mengenai pengertian Sistem Biometrik, pada sub bab 2 akan dibahas tentang anatomi anggota gerak bawah manusia. Selanjutnya pada sub bab 3 membahas tentang dasar teori langkah-langkah pada *Gait Cycle*, sub bab 4 akan membahas tentang metode yang sering digunakan untuk menganalisa *Biometric Gait*. Dasar teori tentang *Marker Trajectory Data* akan dibahas pada sub bab 5, dan yang terakhir pada sub bab 6 ditutup dengan penjelasan tentang algoritma yang digunakan dalam penelitian ini yaitu algoritma *Naïve Bayesian*.

2.1. Sistem Biometrik

Sistem Biometrik secara umum dapat diartikan sebuah sistem untuk mengenali seseorang secara otomatis, dengan cara mengukur karakteristik pembeda secara fisik atau pola perilaku tertentu yang dimiliki seseorang.

Tabel. 2.1 Perbandingan karakteristik biometrik

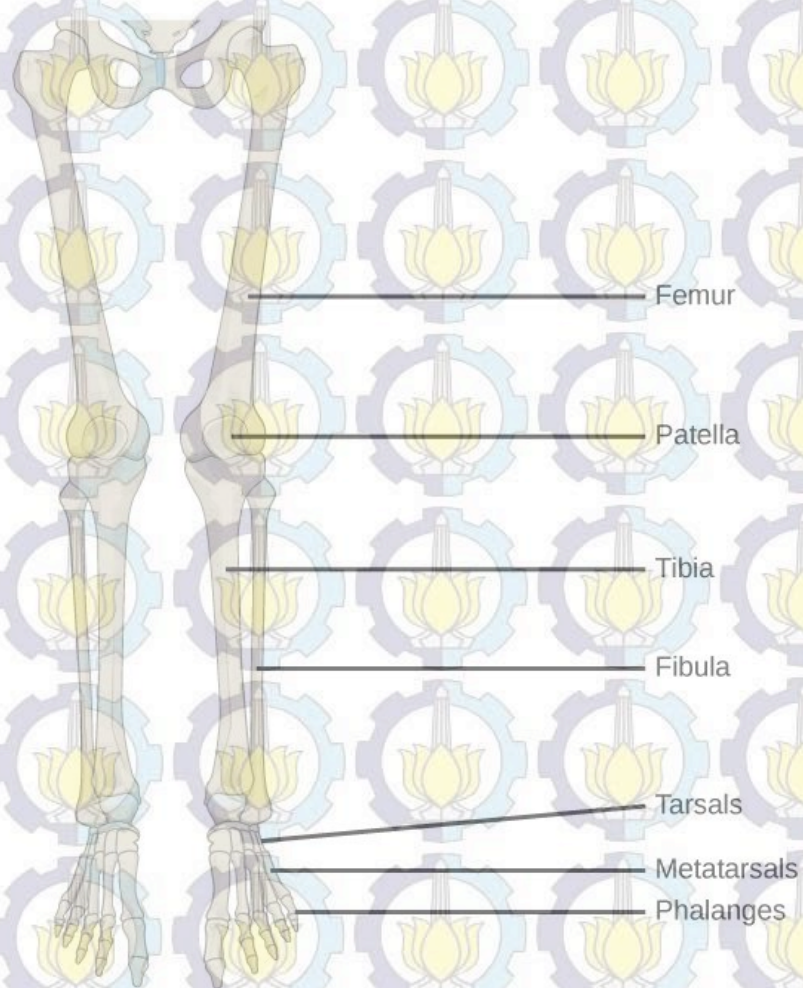
Karakteristik Biometrik		Keunikan	Kecepatan	Keamanan
DNA	Fisiologis	Tinggi	Rendah	Tinggi
Sidik Jari		Tinggi	Sedang	Sedang
Iris		Tinggi	Sedang	Tinggi
Wajah		Tinggi	Tinggi	Rendah
Suara	Behavioral	Rendah	Sedang	Rendah
Gaya Berjalan		Rendah	Tinggi	Sedang
Tanda tangan		Rendah	Tinggi	Rendah

Ada dua karakteristik sistem biometrik yang pertama karakteristik fisiologis dan karakteristik behavioral (Jain *et all*, 1999). Dijelaskan pada tabel 2.1, Pengenalan karakteristik fisiologis adalah pengenalan dengan karakter bentuk tubuh secara fisik, antara lain retina, sidik jari, struktur wajah. Sedangkan karakteristik dari behavioral adalah pengenalan seseorang melalui tingkah lakunya, antara lain seperti pola suara, pola gaya berjalan, dan pola tanda tangan atau cara menulis. Dari beberapa karakteristik tersebut dapat dibandingkan tingkat penggunaannya, yang pertama tingkat keunikan adalah tingkat keunikan biometrik pada setiap individu, yang kedua adalah tingkat kecepatan dan akurasi dalam mengumpulkan data, dan yang ketiga tingkat keamanan adalah tingkat seberapa tahan sistem biometrik terhadap pemalsuan.

Pada umumnya ada dua operasi pada sistem biometrik, yang pertama adalah pendaftaran untuk dimasukkan kedalam database untuk dijadikan template. Yang kedua adalah identifikasi, proses perbandingan antara template dengan individu yang akan dicari. Sistem biometrik mampu memutuskan apakah hasil pengenalan dikenali ataupun tidak.

2.2. Anggota Gerak Bawah Manusia

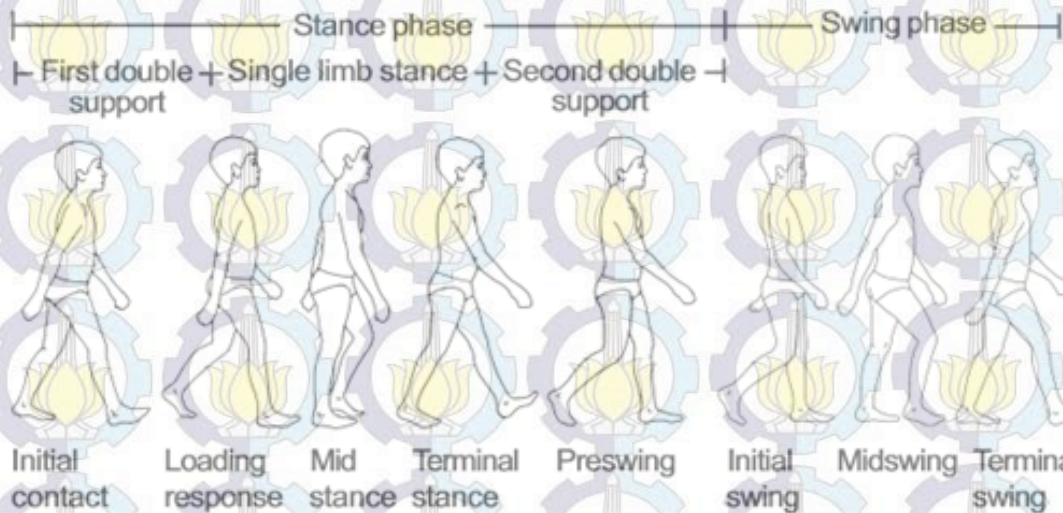
Bagian tubuh manusia yang digunakan untuk bergerak atau berpindah tempat dari satu titik ke titik lainnya dibagi menjadi 2, yaitu *upper limb* (anggota gerak bagian atas meliputi lengan dan tangan) dan *lower limb* (anggota gerak bagian bawah meliputi tungkai dan kaki). Tulang tulang bagian bawah tubuh yang mempengaruhi seorang manusia berpindah tempat atau bergerak meliputi, tulang panggul, tulang paha (*femur*), dibawah persendian lutut ada 5 tulang yang mempengaruhi berjalan manusia antara lain yang pertama tulang kering (*tibia*), yang kedua adalah tulang betis (*fibula*), yang ketiga tulang pergelangan kaki (*tarsals*), yang keempat tulang telapak kaki (*metatarsal*), dan yang terakhir adalah tulang jari kaki (*phalanges*). Posisi-posisi tulang tersebut dapat dilihat pada gambar 2.1



Gambar 2.1 Anatomi *lower limbs*.
(sumber : www.depure.org)

2.3. *Gait Cycle*

Merujuk sebuah penelitian terdahulu, berjalan adalah dimana posisi tubuh tegak dan kedua tungkai berpindah dari satu titik ke titik berikutnya, dimana paling tidak salah satu kaki menyentuh tanah (Knusel *et al*, 2006). Berjalan merupakan suatu rangkaian dari *gait cycle*, dimana satu *gait cycle* dikenal dengan sebutan langkah (*stride*). Sedangkan menurut penelitian yang lain, definisi siklus *gait* terdiri dari dua bagian, yaitu berdiri (*stance*) dimana kaki mengenai landasan dan bagian mengayun (*swing*) dimana kaki tidak mengenai landasan (Vaughan *et al*, 1999). Siklus *gait* dapat dilihat pada gambar 2.1.



Gambar 2.2 Siklus gait normal pada anak berusia 8 tahun.
(sumber : Vaughan *et al.*, 1999)

Pada gambar 2.2 dapat dijelaskan, untuk setiap tahap ada beberapa fase, seperti pada tahapan *stance*, ada 5 fase yaitu *initial contact*, *loading response*, *midstance*, *terminal stance*, *pre swing*. Sedangkan pada tahapan *swing* ada 3 fase yaitu *initial swing*, *mid swing*, dan *terminal swing*. Dalam satu *gait cycle* dibutuhkan waktu 60% untuk melakukan tahap berdiri (*stance phase*) dan tahap mengayun (*swing phase*) membutuhkan waktu 40% (Swilling, 2005).

1. *Initial Contact / Heel Strike (HO)*



Gambar 2.3 Fase *Initial Contact*
(sumber : Vaughan *et al.*, 1999)

Siklus awal dalam berjalan adalah fase *Initial Contact / Heel Strike*, dimana posisi engkel berada pada posisi normal, lutut pada posisi lurus, dan tumit menyentuh lantai. fase *initial contact* terjadi pada persentase waktu sekitar 0 sampai dengan 5% dari *gait cycle* (Smilling, 2005). Kaki kanan pada fase ini berperan terlebih dahulu. Fase *initial contact* merupakan titik di mana pusat gravitasi tubuh berada pada posisi terendah (Vaughan *et al*, 1999).

2. *Loading Response (Foot Flat)*



Gambar 2.4 Fase *Loading Response*
(sumber : Vaughan *et al*, 1999)

Fase kedua adalah fase *Loading Response* atau *Foot Flat*, pada fase ini terjadi dimana kaki pelantar (kaki kanan) menyentuh tanah. Berat badan secara penuh pindah ke kaki depan, dan kaki lainnya melakukan fase *pre-swing*. Interval persentase pada fase ini yaitu antara 0% sampai dengan 10% dari total keseluruhan *gait cycle* (Smilling, 2005).

3. *Midstance*

Fase ketiga adalah fase *Midstance*, pada fase ini terjadi ketika berayun (kontralateral), kaki kiri melewati kaki depan dan pusat gravitasi tubuh berada pada posisi tertinggi (Vaughan *et al*, 1999). Perpindahan berat dari kaki kanan ke kaki kiri terjadi pada fase ini. Fase *midstance* adalah akhir dari periode *double support* dan awal dari periode *single support*. Periode persentase waktu *gait cycle* pada 10% sampai dengan 30% (Smilling, 2005).



Gambar 2.5 Fase *Midstance*
(sumber : Vaughan *et al*, 1999)

4. *Terminal Stance (Heel Off)*



Gambar 2.6 Fase *Terminal Stance (Heel Off)*
(sumber : Vaughan *et al*, 1999)

Fase ke empat, fase *terminal stance* atau disebut juga *heel rise* atau *heel off*. Disebut *heel off* karena ketika tumit (*heel*) kaki kanan pada periode lepas kontak dengan tanah, sedangkan kaki kiri sudah menempel pada tanah (Vaughan *et al*, 1999). Untuk melakukan satu *gait cycle* pada fase ini membutuhkan persentase 30 sampai dengan 50% (Smilling, 2005). Pada fase ini pusat gravitasi berada di depan kaki yang menapak.

5. *Pre Swing (Toe Off)*

Fase berikutnya *pre-swing* merupakan fase akhir dari fase *stance*, dimana kaki meninggalkan tanah. Periode waktu *pre-swing* terjadi pada presentase waktu *gait cycle* 50% sampai dengan 60% (Smilling, 2005). Fase ini berawal dari telapak kaki kiri bertumpu sepenuhnya terhadap tanah, dan kaki kanan bertumpu pada tanah hanya pada ujung jarinya saja, pada posisi seperti ini berat badan dari satu bagian sisi akan berpindah ke sisi tubuh lainnya.



Gambar 2.7 Fase *Preswing (Toe Off)*

(sumber : Vaughan *et al*, 1999)

6. *Initial Swing (Acceleration)*

Fase ke enam adalah fase *initial swing*, fase ini dimulai pada saat telapak kaki kanan mulai melakukan ayunan yaitu diangkat dari tanah, sedangkan kaki kiri berada pada posisi *midstance*. Pada fase *initial swing* subjek mengaktifkan otot-otot pinggul fleksor untuk mempercepat kaki ke depan (Vaughan, 1999). Pusat grafitasi berpindah ke kaki kiri. 60 sampai dengan 70% adalah presentase waktu yang dibutuhkan untuk fase ini untuk melakukan satu *gait cycle* (Smilling, 2005).



Gambar 2.8 Fase *Initial Swing (Acceleration)*
(sumber : Vaughan *et al*, 1999)

7. *Mid Swing*

Fase selanjutnya adalah fase *mid-swing*, fase ini terjadi pada waktu *gait cycle* 70% sampai dengan 85% (Smilling, 2005). Dimulai pada akhir *initial swing* dan dilanjutkan sampai kaki kiri mengayun maju berada di depan anggota badan sebelum mengenai tanah. Pada fase ini juga terjadi persiapan melakukan fase *heel strike*.



Gambar 2.9 Fase *Mid Swing*
(sumber : Vaughan *et al*, 1999)

8. *Terminal Swing (Deceleration)*

Fase ke delapan *Terminal Swing* merupakan fase akhir dari *gait cycle*, Pada periode ini kaki kanan berada di depan anggota badan, kembali seperti pada posisi awal *gait cycle*. Fase *Deceleration* menggambarkan tindakan pada otot karena otot

memperlambat kaki dan menstabilkan kaki untuk persiapan bertumpunya tumit kaki pada tanah (Vaughan, 1999). Fase *Terminal Swing* terjadi pada periode waktu *gait cycle* 85% sampai dengan 100% (Smilling, 2005).



Gambar 2.10 Fase *Terminal Swing* (*Deceleration*)
(sumber : Vaughan *et al*, 1999)

Selain itu analisa gait sendiri sangat diperlukan untuk diagnose penyakit, seperti penelitian terdahulu Dewi E.M, gait dapat digunakan untuk tindakan pencegahan penyakit *musculoskeletal*, seperti mendeteksi penurunan kemampuan gerak anggota tubuh terutama anggota tubuh bagian bawah. Selain itu juga dapat untuk memonitoring perawatan pasien yang mengalami cedera pada kaki.

2.4 *Biometrik Gait*

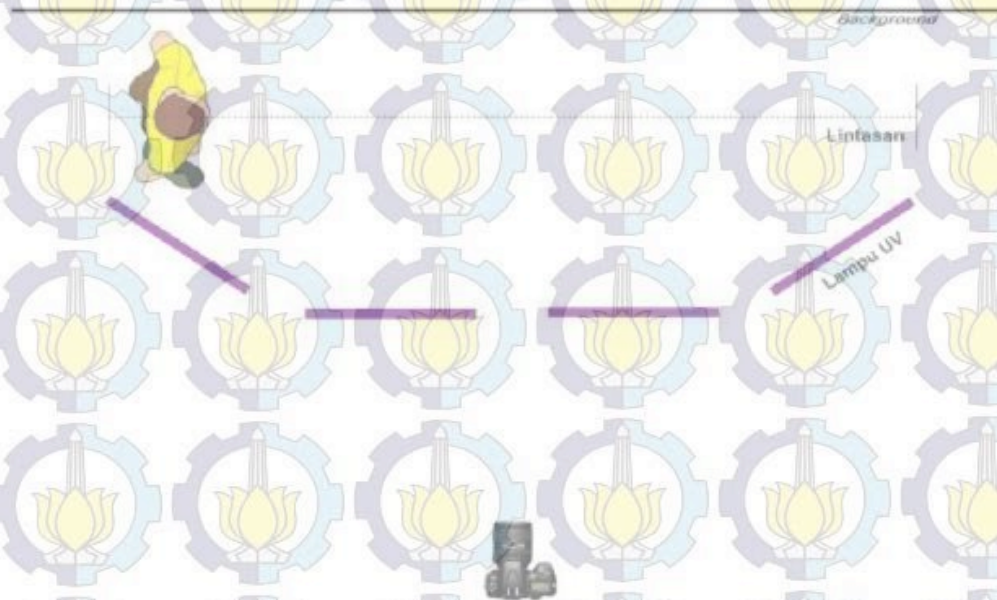
Metode pengembangan *Biometric gait* ada 2 cara, cara pertama seperti penelitian yang dilakukan oleh Dewi (2008) dimana penelitian tersebut menganalisa gaya berjalan berbasis video dan cara kedua berbasis *marker* atau pemindai dimana penelitian tersebut dilakukan oleh Ariano dkk (2013).

2.4.1 *Video Base*

Teknik pengambilan data berbasis video ini dilakukan dengan cara mengolah masukan berupa gambar video yang diambil melalui kamera video dari satu arah. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Dewi (2008), penelitian tersebut berhasil mengidentifikasi pergerakan matakaki tanpa *marker* untuk analisis data gerakan berjalan pada mata kaki.

Metode yang digunakan adalah *video frame reader*, dimana gambar obyek yang telah diambil tanpa *marker* disimpan dalam bentuk *frame*.

2.4.2 Marker Base



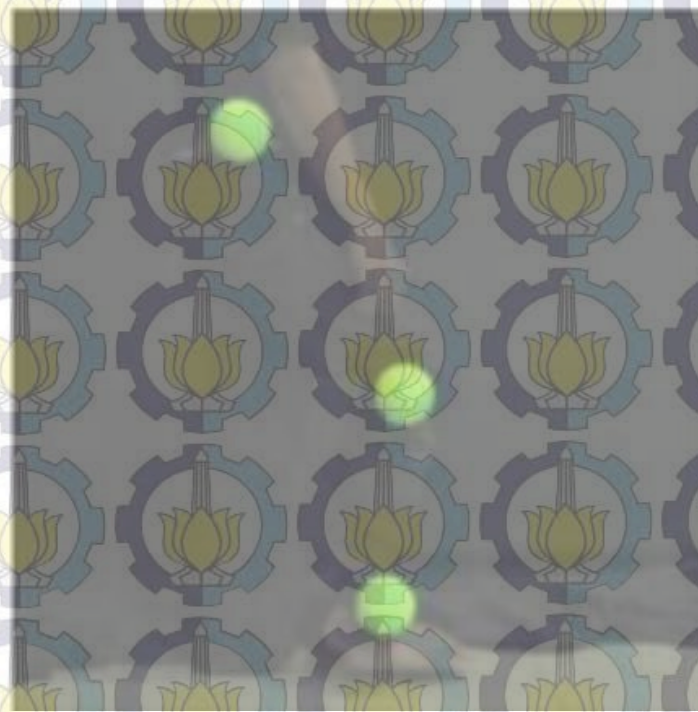
Gambar 2.11 Rancangan Ruang Video Marker Base
(sumber : Ariano *et al.*, 2013)

Pengambilan data berbasis video juga ada yang menggunakan *marker*, seperti penelitian yang dilakukan oleh, Ariano dkk (2013). Penelitian tersebut menggunakan 2 model perancangan, yang pertama perancangan perangkat keras yang meliputi marker, perlengkapan lintasan dan pencahayaan. Sedang perancangan kedua, perancangan perangkat lunak, meliputi pengolahan data citra dan GUI. Rancangan ruangan dalam pengambilan data berbasis video dapat dilihat pada gambar 2.11. sedangkan blok diagram sistem pada penelitian tersebut dapat dilihat pada gambar 2.12.



Gambar 2.12 Blok Diagram *Video Marker Base*

(sumber : Ariano *et al.*, 2013)



Gambar 2.13 Implementasi peletakan Marker Video Base

(sumber : Ariano *et al.*, 2013)

Penelitian tersebut *marker* ditempatkan pada objek, dan objek berjalan pada lintasan dimana lintasan tersebut di terangi oleh lampu *ultraviolet*. Sepanjang lintasan, latar diberi warna hitam dengan maksud agar *marker* yang di cat *fluorescent* dapat terlihat kontras perbedaan warnanya. Pada gambar 2.13 ditunjukkan bagaimana *marker* diimplementasikan. Kesimpulan dari penelitian tersebut, perangkat lunak dapat dengan baik mendeteksi *marker* yang ditempatkan pada objek apabila kecepatan berjalan pada lintasan sebesar 0,8 m/s.

2.4.3 Kegunaan lain *Marker*

Penelitian menggunakan data *marker* juga dapat melihat aktivitas otot manusia. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Wibawa dkk (2014) Penelitian tersebut memprediksi aktivitas otot melalui sebuah model yang dibuat menggunakan *marker*, penempatan *marker* dapat dilihat pada gambar 2.14.

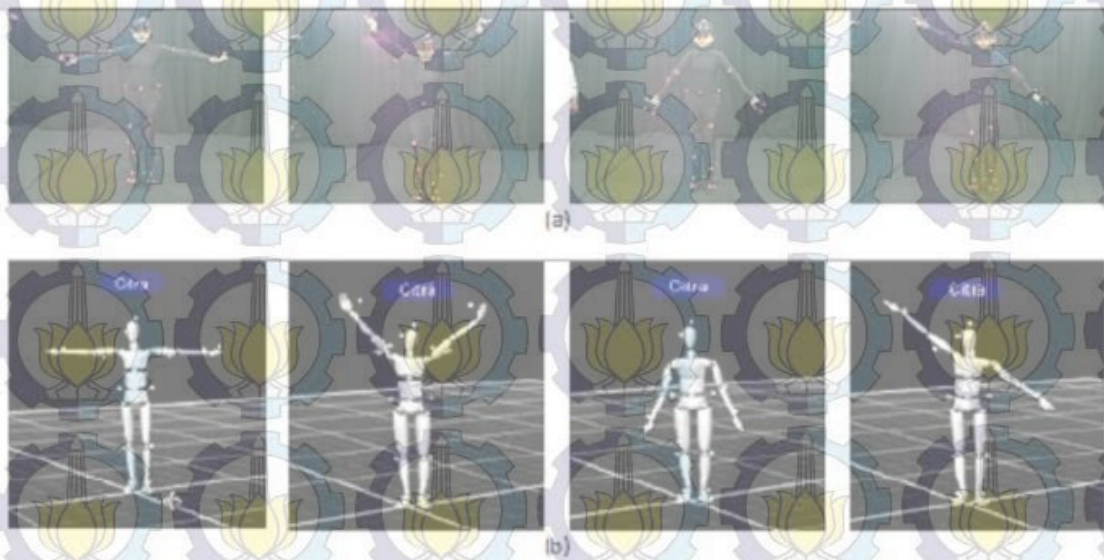


Gambar 2.14 Implementasi *Marker*

(sumber : Wibawa *et al.*, 2014)

Dalam penelitian yang lain, penggunaan *marker* digunakan juga oleh *motion capture*, pada dasarnya *motion capture* adalah sistem yang dapat menangkap gerakan

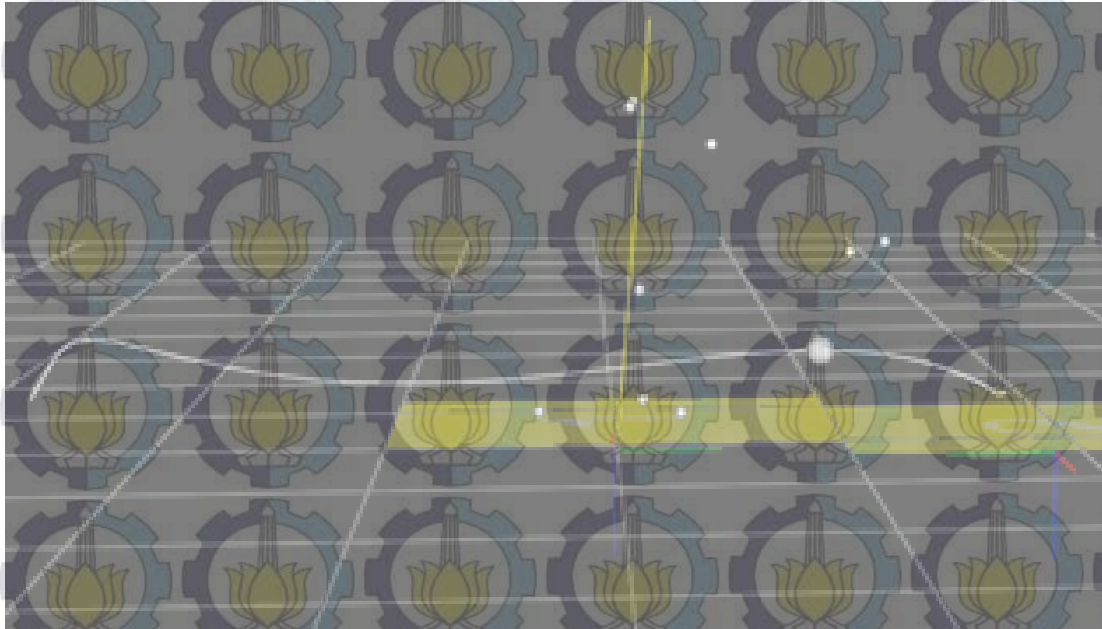
manusia (aktor) dan gerakan aktor tersebut menghasilkan gerakan animasi (Hegarini *et al*, 2014). Proses pengambilan data dalam penelitian tersebut dengan cara, aktor atau subjek memakai pakaian khusus dan ditemplei *marker* pada bagian tubuh tertentu sebanyak 34 buah *marker*, seperti pada gambar 2.15. Kamera sebanyak 8 buah ditempatkan sedemikian rupa untuk menangkap pergerakan aktor. Hasil pergerakan tersebut diolah oleh perangkat lunak dan ditampilkan dalam bentuk animasi gambar 3D beserta titik-titik *marker* tersebut.



Gambar 2.15 Implementasi *marker* untuk *motion capture*
(sumber : Hegarini *et al.*, 2014)

2.5 Marker Trajectory Data

Data trayektori adalah data lintasan pergerakan suatu benda yang berpindah dari satu tempat ke tempat lain dengan satuan waktu tertentu. Dalam penelitian ini, benda yang dimaksud adalah *marker*, Ketika bagian tulang, sendi dan otot subjek ditemplei *marker*, maka data trayektori dari *marker* tersebut akan terbentuk, sehingga akan spesifik didapat biometrik gaya berjalan. Simulasi dari subjek yang menggunakan *marker* dan berjalan dilintasan dapat dilihat pada gambar 2.16 simulasi ini menggunakan perangkat lunak Mokka. Pada gambar tersebut, terlihat garis amplitudo dari *marker* yang ditempel pada tulang TOE sebelah kanan



Gambar 2.16 Contoh simulasi data *marker* RTOE
(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)

2.6 Alogaritma *Naïve Bayesian*

Salah satu teknik klasifikasi adalah menggunakan metode Alogaritma *Naive Bayes*. *Naive Bayes* merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris *Thomas Bayes*, yaitu memprediksi peluang dimasa depan berdasarkan pengalaman dimasa sebelumnya sehingga dikenal sebagai *Teorema Bayes*. Teorema tersebut dikombinasikan dengan *Naive* dimana diasumsikan bahwa ada atau tidak ciri tertentu dari sebuah kelas tidak ada hubungan dengan ciri dari kelas lainnya.

$$P(A|B) = \frac{p(B|A) \times p(A)}{p(B)} \quad (1)$$

A : Data dengan class yang belum diketahui

B : Hipotesis data B merupakan suatu class spesifik

$P(A/B)$: Probabilitas hipotesis A berdasar kondisi B (posteriori probability)

$P(A)$: Probabilitas hipotesis A (priorprobability)

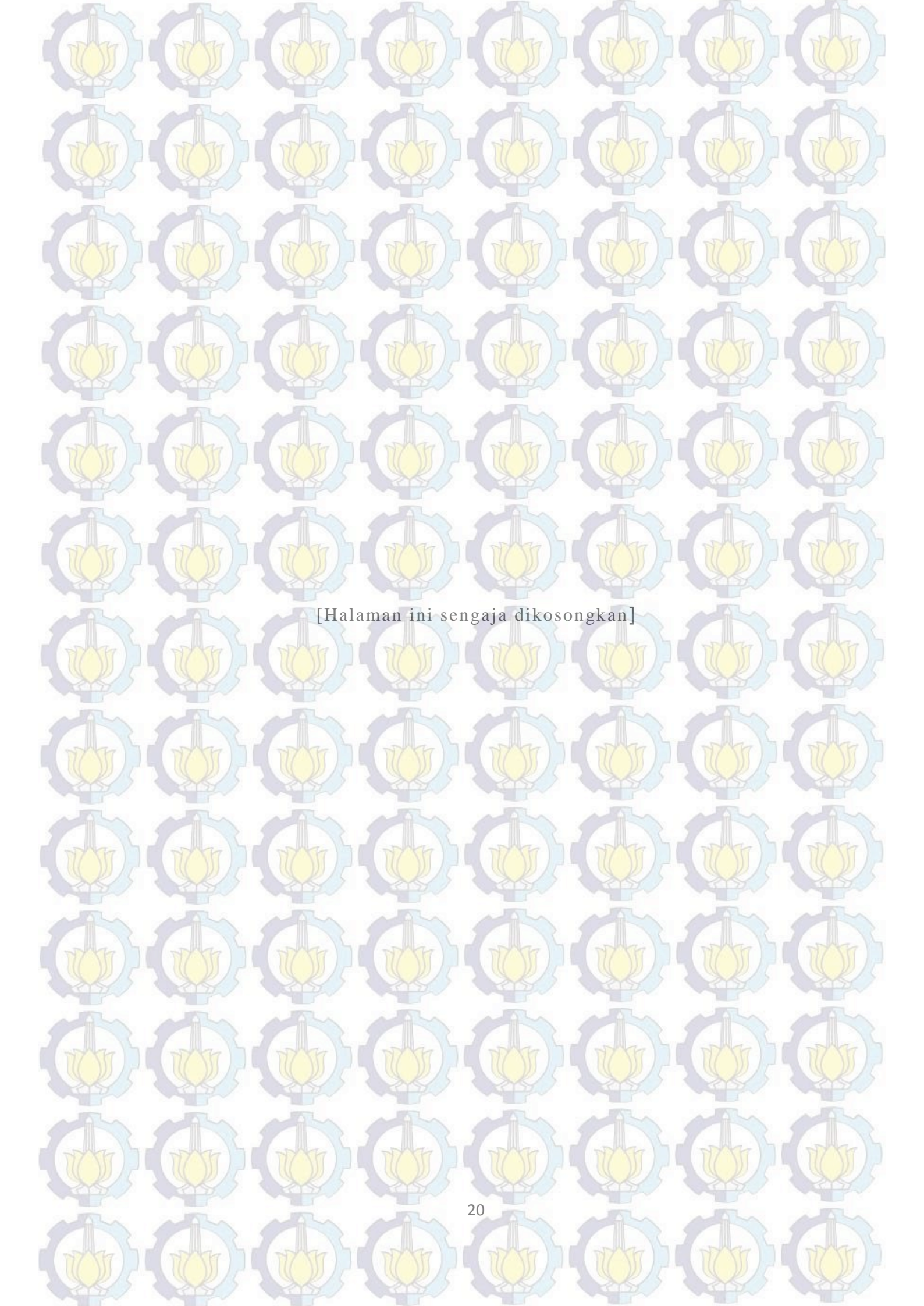
$P(B/A)$: Probabilitas B berdasar kondisi pada hipotesis A

$P(B)$: Probabilitas B

Metode Naïve bayes memiliki beberapa karakteristik, seperti yang dijabarkan oleh pada papernya, Metode Bayes dapat mengatasi segala atribut meskipun atribut tersebut tidak relevan, Naïve Bayes juga dapat mengatasi nilai atribut yang salah dengan mengabaikan data latih selama proses prediksi, karena naive bayes memiliki performa under zero - one loss (Domingos *et al*, 1997). Fungsi tersebut tidak memberi kesalahan perhitungan peluang, selama peluang maksimum di beri nilai maksimum. Alur alogaritma Naïve Bayes dapat dilihat pada gambar 2.17



Gambar 2.17 Flowchart Naive Bayes Classifier



[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Desain Sistem

Pada penelitian ini, desain sistem untuk klasifikasi gaya berjalan (*gait*) menggunakan teknik *Naive Bayesian* dijelaskan pada blok-blok seperti gambar 3.1



Gambar 3.1 Bagan Desain Sistem

Terdapat enam tahapan utama dalam klasifikasi gaya berjalan, tahap pertama yaitu input data *C3D normal walking* kedalam perangkat lunak. Pada tahap kedua, data tersebut diamati untuk dilihat dimana awal dan akhir *gait cycle*. Selanjutnya data tersebut diekstraksi pada setiap *marker*. Data yang sudah di ekstrak akan diskoring pada tahap selanjutnya. Tahap ke lima adalah proses pengklasifikasian menggunakan metode *naïve Bayesian*.

3.1.1 Data C3D Normal Walking

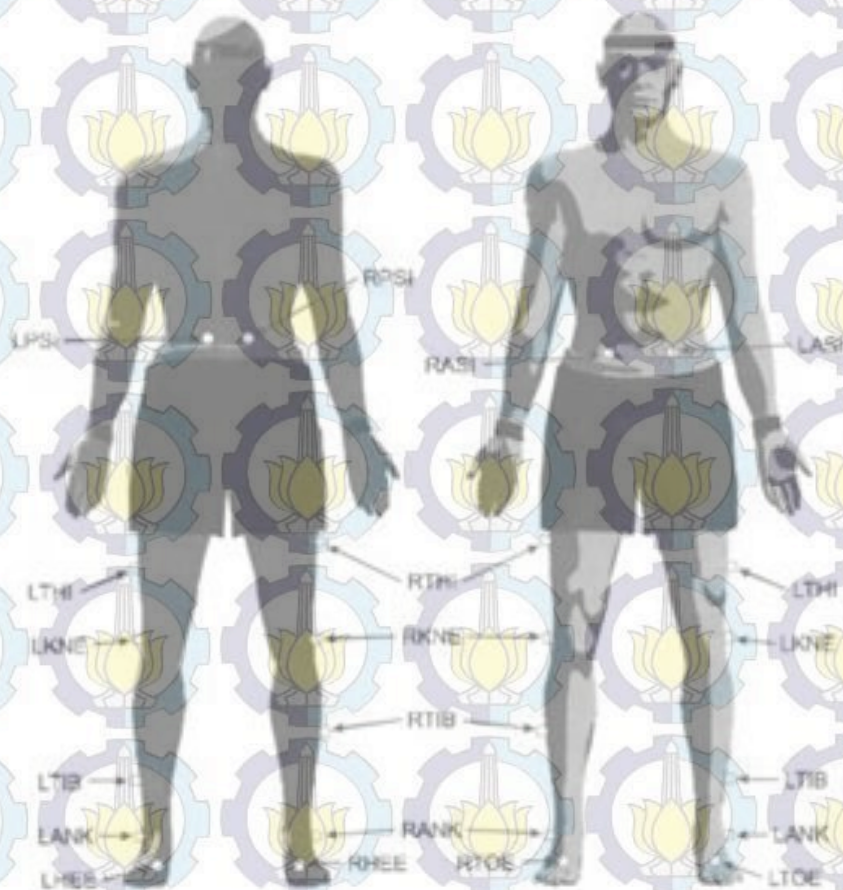
Data yang didapat dari penelitian ini adalah data *C3D normal walking* dari penelitian sebelumnya, penelitian tersebut dilakukan oleh Wibawa dkk (2014). Gambar 3.2 adalah proses pengambilan data, dimana subjek sehat pada kedua kakinya (*Lower Limbs*) ditemplei *marker* berjalan normal diatas sebuah platform dengan sensor GRF (*Ground Reaction Force*), subjek dalam satu kali jalan pada lintasan dapat melakukan *gait cycle* sekitar 2 sampai 3 kali *gait cycle*.



Gambar 3.2 Pengambilan data *Marker Trajectory*
(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)

Marker yang digunakan pada penelitian ini ada 16 *marker*, dimana *marker* tersebut ditemplekan pada kaki kanan berjumlah 8 dan kaki kiri juga berjumlah 8. Penempelan *marker* tersebut merujuk pada aturan Davis (1991).

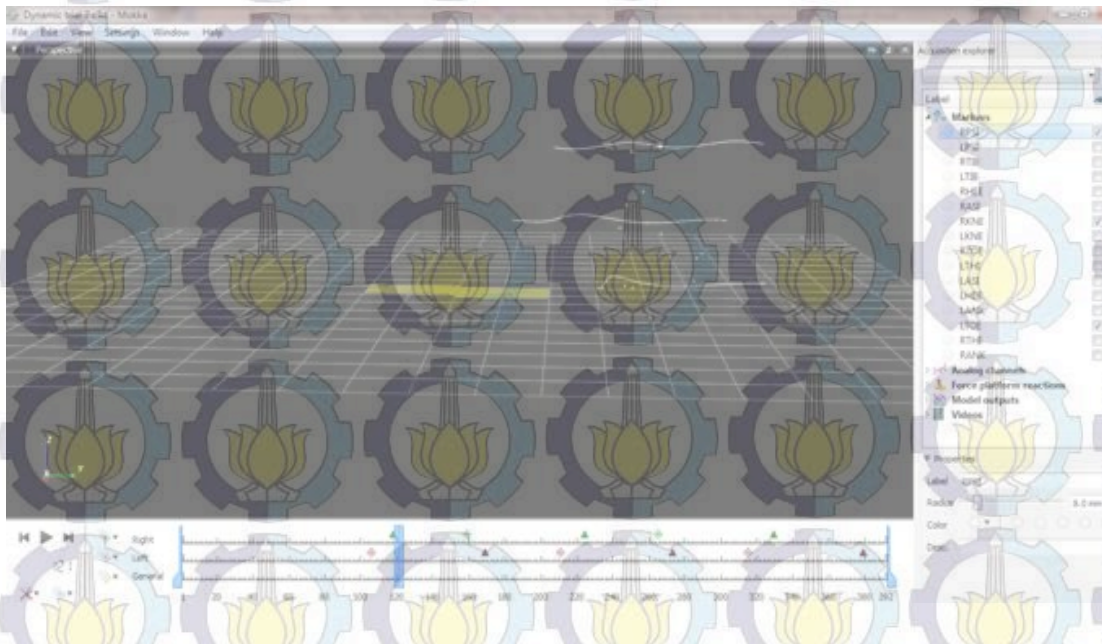
Pada gambar 3.3 dapat dijelaskan, *marker* tersebut menempel pada tulang-tulang kaki, seperti TOE adalah tulang yang terletak pada ujung depan telapak kaki bagian atas, dan HEE atau biasa disebut juga *Heel Bones* adalah tulang tumit yang letaknya pada bagian bawah kaki bagian belakang. Diatas tulang tumit ada ANK atau ankle adalah tulang pergelangan kaki. Berikutnya adalah TIB atau tulang Tibia, tulang ini fungsi utamanya adalah bersama- sama otot disekitarnya untuk menyangga seluruh tubuh. KNE atau biasa disebut juga Knee adalah tulang lutut, tulang ini termasuk persendian yang paling besar dalam tubuh manusia. Diatas tulang lutut ada THI atau disebut juga *Thigh Femur*, adalah tulang paha. Dibagian pinggul ada 2 marker, pinggul bagian depan yaitu ASI dan dan pinggul bagian belakang ada PSI.



Gambar 3.3 Peletakan *Marker* pada *Lower Limbs*
(sumber : Davis *et al.*, 1991)

3.1.2 Mengolah Data C3D

Tahap awal yang dilakukan dalam penelitian ini adalah mengamati file C3D kedalam perangkat lunak Mokka, seperti pada gambar 3.4, dimana subjek berjalan lurus dari kanan menuju kiri layar. Perangkat lunak ini dapat menampilkan secara rinci pergerakan yang terjadi pada setiap *marker*. Dibagian bawah simulasi terdapat indikator *frame*, sehingga saat subjek melakukan pergerakan tertentu, dapat dilihat pergerakan tersebut berada di *frame* berapa. Pengamatan ini dilakukan untuk menentukan batas *frame* awal dan *frame* akhir dalam satu *gait cycle*. Didalam perangkat lunak ini juga terdapat *fitur* untuk menampilkan data *marker* trayektori, yang digambarkan seperti *ripple* atau gelombang pada saat subjek berjalan. Dalam satu kali subjek berjalan, untuk setiap kali pengamatan didapat 2 sampai 3 *gait cycle*.



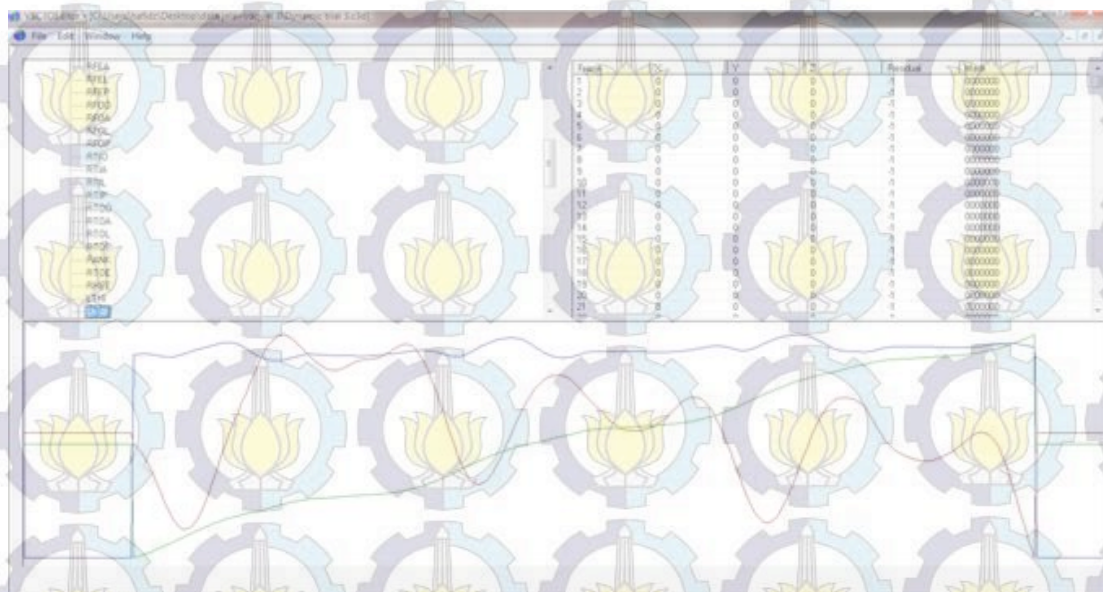
Gambar 3.4 Pengamatan *marker* menggunakan software Mokka

(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)

3.1.3 Ekstraksi Data C3D

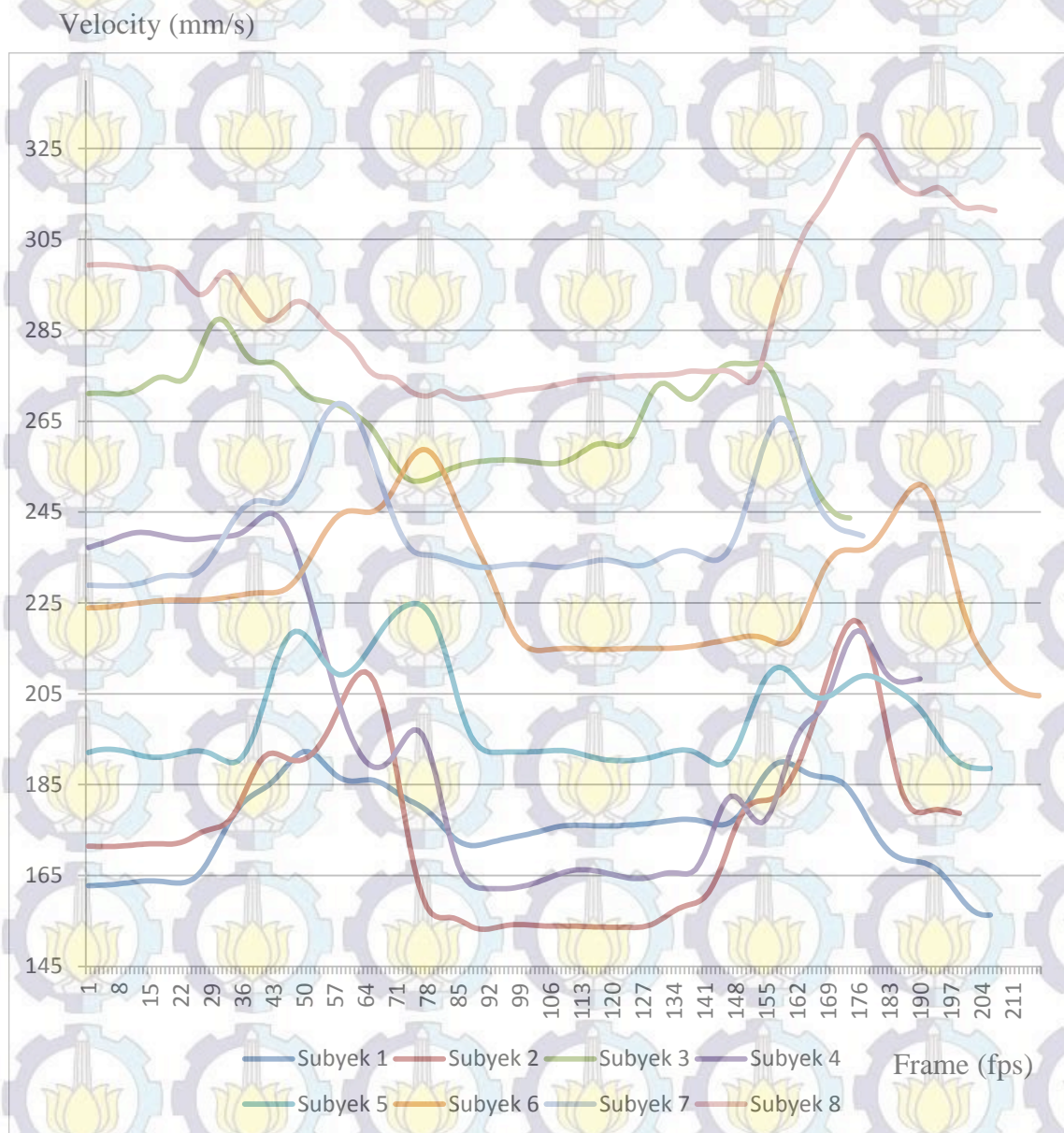
Data C3D diekstraksi untuk mendapatkan nilai tiap sumbu X, sumbu Y dan sumbu Z pada setiap *marker* dari 16 *marker*. Pada tahap ini digunakan *software* Visual Basic, dimana *software* tersebut didapat dari www.c3d.org dan dapat di akses oleh siapa saja tanpa membayar, di dalam *software* ini semua data biner koordinat trayektori lintasan sumbu X, sumbu Y dan sumbu Z dapat dilihat dari *frame* pertama sampai *frame* terakhir.

Dalam gambar 3.5 juga dapat dilihat hasil ekstraksi data C3D dimana *marker* tersebut diletakkan pada tulang lutut sebelah kiri (LKNE), garis merah adalah trayektori lintasan dari sumbu X, garis hijau adalah trayektori lintasan dari sumbu Y, dan trayektori lintasan sumbu Z ditunjukkan dalam garis biru. Data trayektori *marker* tersebut dilakukan oleh subjek yang melakukan 3 kali *gait cycle*.

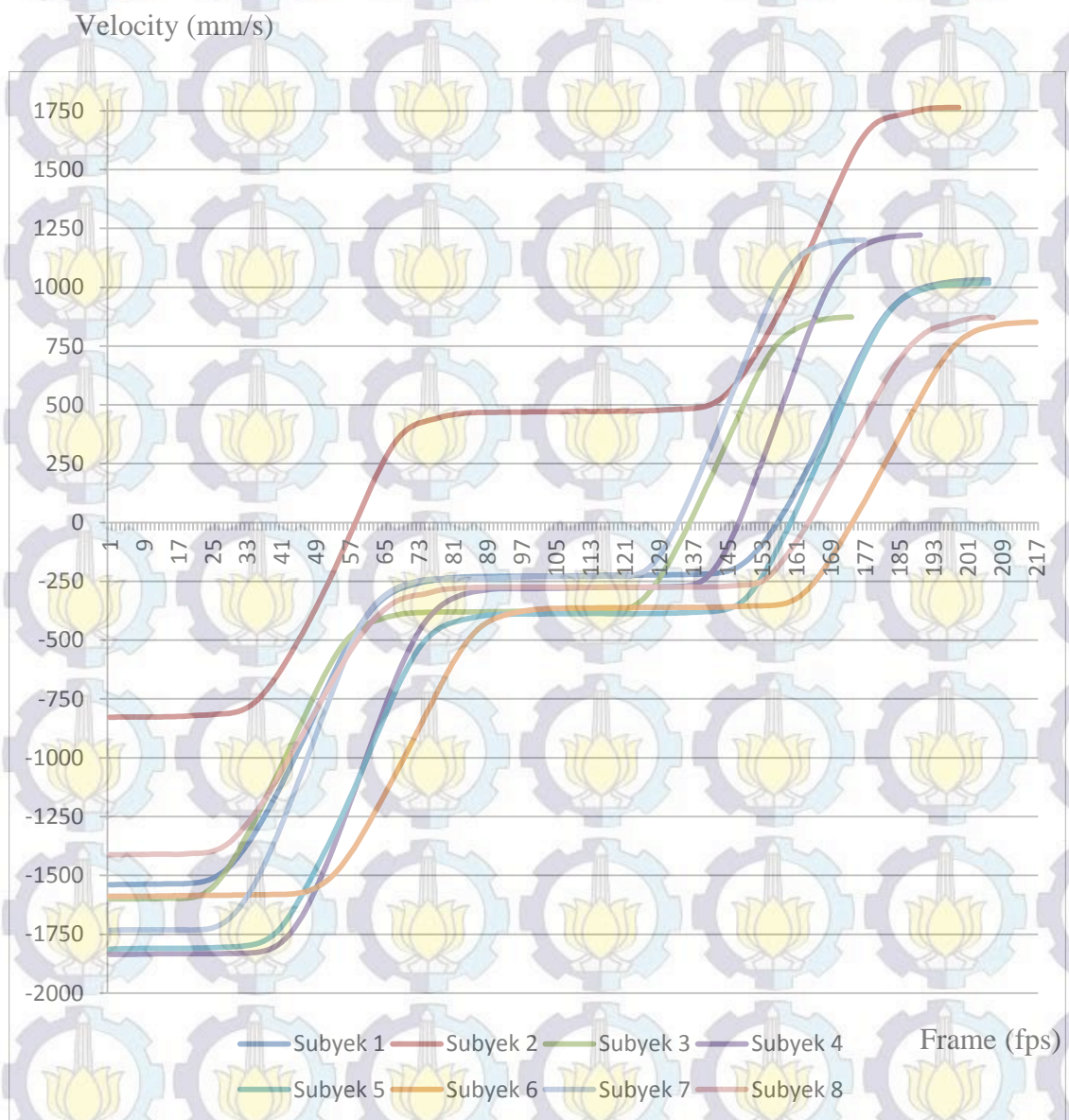


Gambar 3.5 Ekstraksi data *marker* ke dalam biner menggunakan *software* Visual Basic
(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)

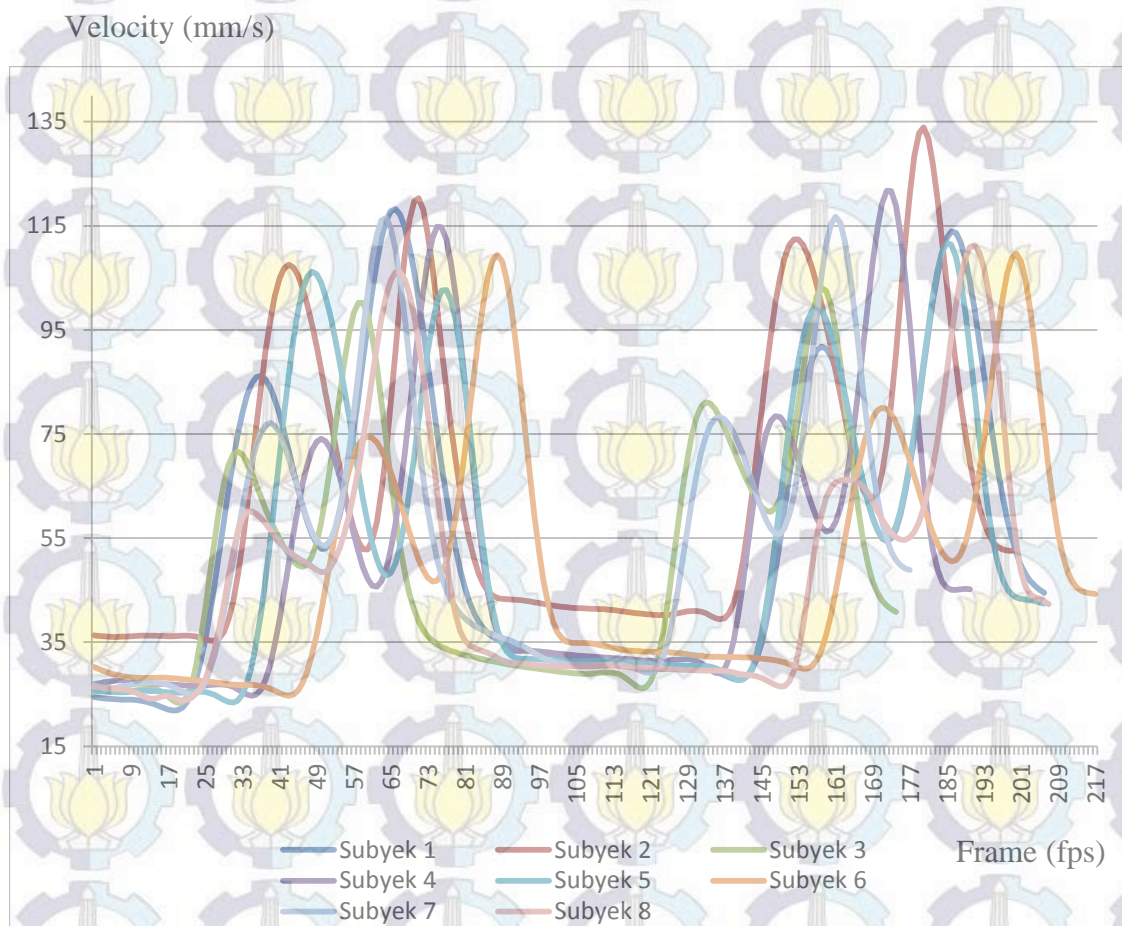
Pada gambar 3.6 dapat dilihat bahwa dari kedelapan subjek mempunyai pola grafik gaya berjalan yang berbeda-beda. Grafik sumbu X adalah grafik yang diambil dari koordinat lintasan sumbu X, grafik sumbu X tersebut didapat dari *marker* yang ditempelkan pada tulang TOE sebelah kanan. kedelapan subyek tersebut berjalan selama dua *gait cycle*. Gambar grafik sumbu X ini lebih beragam antara subjek satu dengan yang lain. Sedangkan pada gambar 3.7 adalah gambar grafik sumbu Y, grafik sumbu Y adalah grafik yang diambil dari koordinat lintasan sumbu Y. Grafik sumbu Y antara subjek satu dengan yang lain tidak memiliki perbedaan yang signifikan, hal ini dikarenakan subjek hanya berjalan lurus pada lintasan yang telah dipersiapkan. Untuk grafik koordinat lintasan sumbu Z dapat dilihat pada gambar 3.8. Ada beberapa perbedaan grafik sumbu Z yang dihasilkan oleh beberapa subjek, panjang *frame* pada setiap subjek juga berpengaruh terhadap keunikan gaya berjalan seseorang.



Gambar 3.6 Grafik sumbu X dari *marker* RTOE, dalam 2 *gait cycle*
(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)



Gambar 3.7 Grafik sumbu Y dari *marker* RTOE, dalam 2 *gait cycle*
(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)



Gambar 3.8 Grafik sumbu Z dari *marker* RTOE, dalam 2 *gait cycle*
(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)

Tabel 3.1 adalah nilai biner *marker* tiap *frame* dalam satu *gait cycle*, dimana *marker* tersebut ditempelkan pada tulang ujung kaki kanan depan bagian atas atau disebut juga RTOE, nilai *frame* awal dan *frame* akhir tersebut didapat pada saat pengamatan melalui perangkat lunak Mokka. Setiap subjek memiliki nilai *frame* awal dan *akhir* yang berbeda-beda, banyaknya jumlah *frame* juga berbeda tiap subjek. Semakin cepat ritme gaya berjalan seseorang, semakin sedikit jumlah *frame* nya. Dalam setiap *frame* ada tiga nilai biner, yang pertama nilai sumbu X, yang kedua nilai sumbu Y dan yang ketiga nilai sumbu Z

Tabel. 3.1 Nilai biner *marker* TOE sebelah kaki kanan dalam satu *gait cycle*

Frame	Sumbu		
	X	Y	Z
245	175.9047	-224.368	30.1725
246	175.9035	-224.235	30.10624
247	175.919	-224.135	30.04688
248	175.9491	-224.058	29.99206
249	175.9908	-223.991	29.94184
250	176.0413	-223.923	29.89844
251	176.0988	-223.846	29.86564
252	176.1628	-223.751	29.84768
253	176.2342	-223.632	29.84781
254	176.3153	-223.486	29.86685
255	176.4082	-223.308	29.90182
256	176.5149	-223.097	29.94488
257	176.6354	-222.851	29.98283
258	176.7677	-222.574	29.99756
259	176.9073	-222.267	29.96788

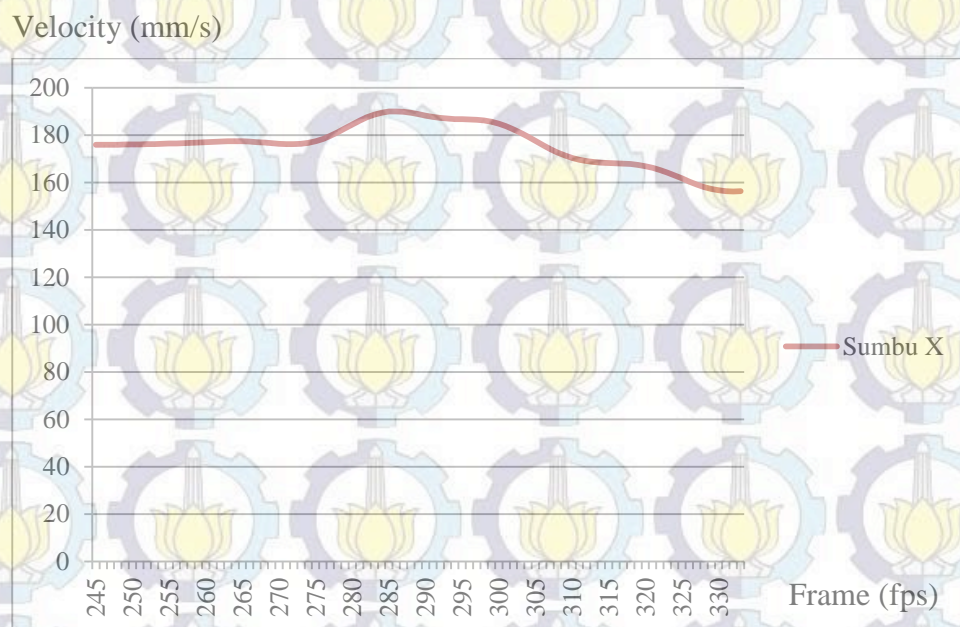
Frame	Sumbu		
	X	Y	Z
260	177.0471	-221.936	29.87264
261	177.1772	-221.588	29.69492
262	177.2852	-221.23	29.42656
263	177.3572	-220.865	29.07333
264	177.3786	-220.491	28.66055
265	177.3375	-220.087	28.23889
266	177.2276	-219.609	27.88902
267	177.0518	-218.976	27.72329
268	176.825	-218.062	27.88209
269	176.5757	-216.687	28.52365
270	176.3456	-214.616	29.8062
271	176.1875	-211.562	31.86483
272	176.1609	-207.209	34.78779
273	176.3251	-201.231	38.5979
274	176.7331	-193.324	43.24362
275	177.4232	-183.239	48.60085
276	178.4099	-170.803	54.48195
277	179.6752	-155.942	60.64986
278	181.1658	-138.673	66.83727
279	182.7976	-119.099	72.77061
280	184.4669	-97.3787	78.19408
281	186.0629	-73.7034	82.88848

Frame	Sumbu		
	X	Y	Z
282	187.4806	-48.267	86.68292
283	188.6312	-21.2486	89.46022
284	189.4523	7.198383	91.15862
285	189.9152	36.94894	91.77055
286	190.0289	67.9043	91.33869
287	189.8387	99.98684	89.94901
288	189.4194	133.1343	87.72163
289	188.864	167.2934	84.80108
290	188.2685	202.4127	81.34693
291	187.7181	238.4368	77.5269
292	187.2745	275.3016	73.51239
293	186.9668	312.9319	69.47571
294	186.787	351.239	65.58919
295	186.6924	390.118	62.02539
296	186.6134	429.4452	58.95692
297	186.4665	469.0758	56.55499
298	186.1688	508.8396	54.9847
299	185.6509	548.5372	54.39539
300	184.8668	587.9381	54.90748
301	183.8011	626.7816	56.59881
302	182.4717	664.7828	59.49104
303	180.9268	701.6436	63.53854

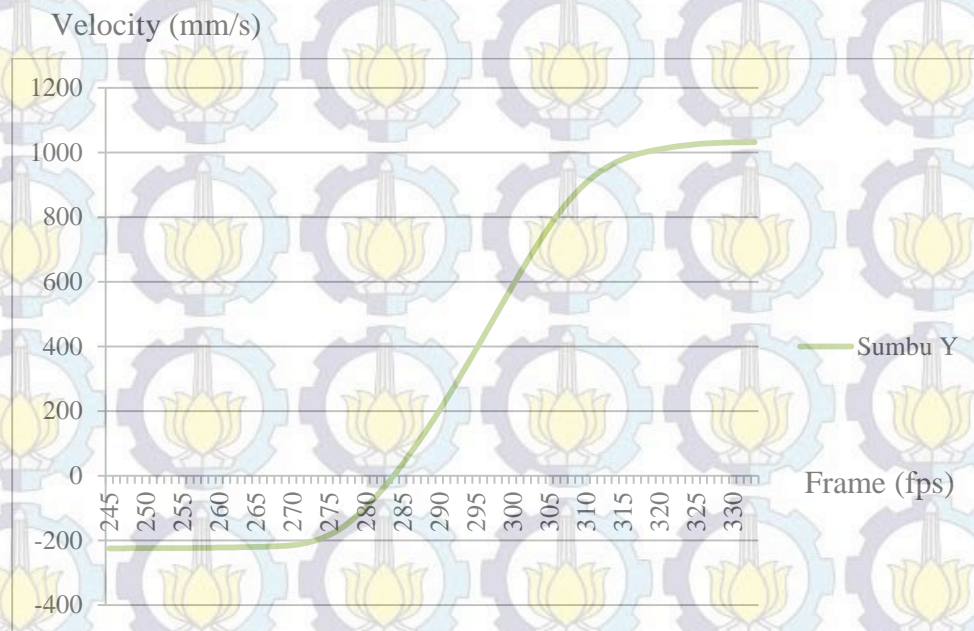
Frame	Sumbu		
	X	Y	Z
304	179.2371	737.0651	68.62067
305	177.485	770.7615	74.53932
306	175.7545	802.4737	81.02479
307	174.1227	831.9802	87.75058
308	172.6535	859.1048	94.3558
309	171.393	883.7211	100.4726
310	170.3661	905.7573	105.7542
311	169.5761	925.2	109.9005
312	169.006	942.099	112.6799
313	168.622	956.5695	113.9446
314	168.3789	968.7908	113.6403
315	168.2246	978.9988	111.8066
316	168.104	987.4714	108.5706
317	167.9618	994.5074	104.1337
318	167.7449	1000.404	98.75362
319	167.4048	1005.429	92.7251
320	166.9007	1009.8	86.35987
321	166.2037	1013.67	79.96279
322	165.3037	1017.121	73.80652
323	164.2152	1020.182	68.11061
324	162.9814	1022.849	63.03106
325	161.6708	1025.113	58.65864

Frame	Sumbu		
	X	Y	Z
326	160.3675	1026.969	55.02232
327	159.1574	1028.431	52.09695
328	158.1142	1029.534	49.81543
329	157.2893	1030.33	48.08258
330	156.7074	1030.881	46.78918
331	156.366	1031.254	45.82577
332	156.2386	1031.507	45.09433
333	156.2813	1031.689	44.51613

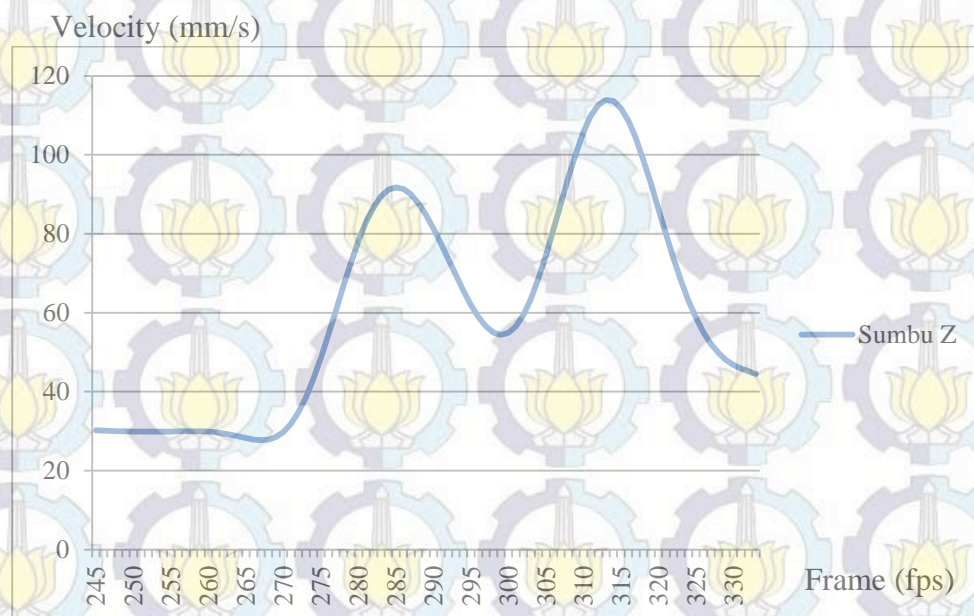
Apabila nilai biner tersebut di buatkan grafik akan terlihat seperti pada gambar 3.9 untuk sumbu X, dan gambar 3.10 untuk sumbu Y, sedangkan untuk sumbu Z dapat dilihat pada gambar 3.11



Gambar 3.9 Grafik sumbu X dalam satu gait cycle *marker* RTOE
(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)

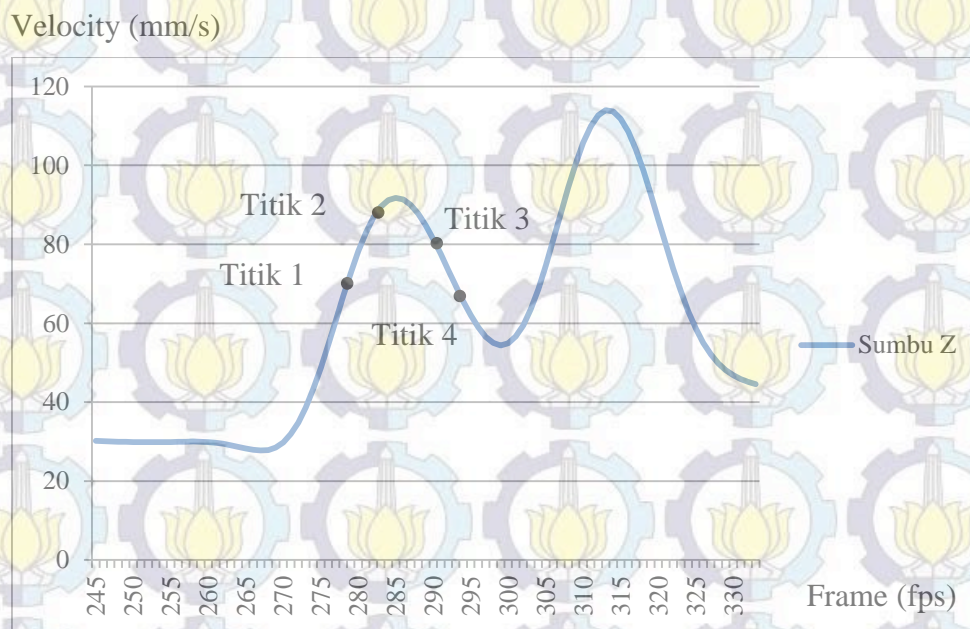


Gambar 3.10 Grafik sumbu Y dalam satu gait cycle *marker* RTOE
(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)



Gambar 3.11 Grafik sumbu Z dalam satu gait cycle *marker* RTOE
(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)

3.1.3 Skooring Data Trayektori



Gambar 3.12 Ilustrasi Skoring data
(sumber : Data didapat dari Wibawa *et al.*, 2014)

Untuk pengambilan nilai atau skoring pada tiap *marker* dalam satu *gait cycle*, dalam penelitian ini mengadopsi metode *Pearson Corelation*. Apabila nilai dari *frame* pertama ke *frame* berikutnya bernilai positif (grafik naik) maka di beri skor 2, dan apabila antara *frame* pertama dan *frame* kedua bernilai negatif (grafik turun) maka di skor 1. Ilustrasi skoring dapat dilihat pada gambar 3.12, dapat dilihat dari grafik tersebut pada titik 1 ke titik 2, grafiknya naik, maka setiap *frame* akan diskor 2. Apabila dari titik 3 ke titik 4 grafiknya turun, maka tiap *frame* akan diskor 1, Dalam satu *gait cycle* tiap subyek memiliki banyaknya jumlah *frame* yang berbeda-beda, hal ini dikarenakan semakin cepat gaya berjalan subjek, semakin sedikit *frame* yang dihasilkan, dan apabila subjek berjalan dengan ritme lambat maka jumlah *frame* nya akan sedikit lebih banyak. Setelah proses skoring tiap *frame* selesai, langkah selanjutnya adalah menjumlahkan nilai-nilai tiap skoring. Sebagai ilustrasi, jika antara titik 1 ke titik 2 ada 5 *frame*, maka jumlah nilai skoring dari titik 1 ke titik 2 adalah 2 dikali 5 sama dengan 10. dan jika dari titik 3 ke titik 4 terdapat 4 *frame*, maka didapat jumlah nilai, satu dikali 4 sama dengan 4. Tabel 3.2 adalah nilai skoring *marker* dalam satu *gait cycle*, dimana

marker tersebut ditempelkan pada tulang ujung kaki kanan depan bagian atas atau disebut juga RTOE. Awal *gait cycle* terjadi pada frame ke 245 dan akhir *gait cycle* terjadi pada frame ke 332, jadi ada 88 *frame* dalam satu *gait cycle*. Setelah didapat semua nilai skoring pada setiap *frame*, maka nilai tersebut dijumlahkan, merujuk tabel 3.2 nilai penjumlahan skoring sumbu X didapat 121, dan penjumlahan skoring sumbu Y ada 176, sedangkan pada sumbu Z didapat 126.

Tabel. 3.2 Nilai Skoring tiap *marker* dalam 1 *gait cycle*

Frame	Sumbu					
	X	Skoring X	Y	Skoring Y	Z	Skoring Z
245	175.9047	1	-224.368	2	30.1725	1
246	175.9035	2	-224.235	2	30.10624	1
247	175.919	2	-224.135	2	30.04688	1
248	175.9491	2	-224.058	2	29.99206	1
249	175.9908	2	-223.991	2	29.94184	1
250	176.0413	2	-223.923	2	29.89844	1
251	176.0988	2	-223.846	2	29.86564	1
252	176.1628	2	-223.751	2	29.84768	2
253	176.2342	2	-223.632	2	29.84781	2
254	176.3153	2	-223.486	2	29.86685	2
255	176.4082	2	-223.308	2	29.90182	2
256	176.5149	2	-223.097	2	29.94488	2
257	176.6354	2	-222.851	2	29.98283	2
258	176.7677	2	-222.574	2	29.99756	1
259	176.9073	2	-222.267	2	29.96788	1
260	177.0471	2	-221.936	2	29.87264	1

Frame	Sumbu					
	X	Skoring X	Y	Skoring Y	Z	Skoring Z
261	177.1772	2	-221.588	2	29.69492	1
262	177.2852	2	-221.23	2	29.42656	1
263	177.3572	2	-220.865	2	29.07333	1
264	177.3786	1	-220.491	2	28.66055	1
265	177.3375	1	-220.087	2	28.23889	1
266	177.2276	1	-219.609	2	27.88902	1
267	177.0518	1	-218.976	2	27.72329	2
268	176.825	1	-218.062	2	27.88209	2
269	176.5757	1	-216.687	2	28.52365	2
270	176.3456	1	-214.616	2	29.8062	2
271	176.1875	1	-211.562	2	31.86483	2
272	176.1609	2	-207.209	2	34.78779	2
273	176.3251	2	-201.231	2	38.5979	2
274	176.7331	2	-193.324	2	43.24362	2
275	177.4232	2	-183.239	2	48.60085	2
276	178.4099	2	-170.803	2	54.48195	2
277	179.6752	2	-155.942	2	60.64986	2
278	181.1658	2	-138.673	2	66.83727	2
279	182.7976	2	-119.099	2	72.77061	2
280	184.4669	2	-97.3787	2	78.19408	2
281	186.0629	2	-73.7034	2	82.88848	2
282	187.4806	2	-48.267	2	86.68292	2

Frame	Sumbu					
	X	Skoring X	Y	Skoring Y	Z	Skoring Z
283	188.6312	2	-21.2486	2	89.46022	2
284	189.4523	2	7.198383	2	91.15862	2
285	189.9152	2	36.94894	2	91.77055	1
286	190.0289	1	67.9043	2	91.33869	1
287	189.8387	1	99.98684	2	89.94901	1
288	189.4194	1	133.1343	2	87.72163	1
289	188.864	1	167.2934	2	84.80108	1
290	188.2685	1	202.4127	2	81.34693	1
291	187.7181	1	238.4368	2	77.5269	1
292	187.2745	1	275.3016	2	73.51239	1
293	186.9668	1	312.9319	2	69.47571	1
294	186.787	1	351.239	2	65.58919	1
295	186.6924	1	390.118	2	62.02539	1
296	186.6134	1	429.4452	2	58.95692	1
297	186.4665	1	469.0758	2	56.55499	1
298	186.1688	1	508.8396	2	54.9847	1
299	185.6509	1	548.5372	2	54.39539	2
300	184.8668	1	587.9381	2	54.90748	2
301	183.8011	1	626.7816	2	56.59881	2
302	182.4717	1	664.7828	2	59.49104	2
303	180.9268	1	701.6436	2	63.53854	2
304	179.2371	1	737.0651	2	68.62067	2

Frame	Sumbu					
	X	Skoring X	Y	Skoring Y	Z	Skoring Z
305	177.485	1	770.7615	2	74.53932	2
306	175.7545	1	802.4737	2	81.02479	2
307	174.1227	1	831.9802	2	87.75058	2
308	172.6535	1	859.1048	2	94.3558	2
309	171.393	1	883.7211	2	100.4726	2
310	170.3661	1	905.7573	2	105.7542	2
311	169.5761	1	925.2	2	109.9005	2
312	169.006	1	942.099	2	112.6799	2
313	168.622	1	956.5695	2	113.9446	1
314	168.3789	1	968.7908	2	113.6403	1
315	168.2246	1	978.9988	2	111.8066	1
316	168.104	1	987.4714	2	108.5706	1
317	167.9618	1	994.5074	2	104.1337	1
318	167.7449	1	1000.404	2	98.75362	1
319	167.4048	1	1005.429	2	92.7251	1
320	166.9007	1	1009.8	2	86.35987	1
321	166.2037	1	1013.67	2	79.96279	1
322	165.3037	1	1017.121	2	73.80652	1
323	164.2152	1	1020.182	2	68.11061	1
324	162.9814	1	1022.849	2	63.03106	1
325	161.6708	1	1025.113	2	58.65864	1
326	160.3675	1	1026.969	2	55.02232	1

Frame	Sumbu					
	X	Skoring X	Y	Skoring Y	Z	Skoring Z
327	159.1574	1	1028.431	2	52.09695	1
328	158.1142	1	1029.534	2	49.81543	1
329	157.2893	1	1030.33	2	48.08258	1
330	156.7074	1	1030.881	2	46.78918	1
331	156.366	1	1031.254	2	45.82577	1
332	156.2386	2	1031.507	2	45.09433	1
	Total Skoring Sumbu X	121	Total Skoring Sumbu Y	176	Total Skoring Sumbu Z	126

Tabel 3.3 adalah tabel penjumlahan nilai skoring tiap subjek untuk 16 marker, 8 *marker* dikaki kanan dan 8 *marker* di kaki kiri. Dapat dilihat pada tabel tersebut, bahwa nilai jumlah skoring pada sumbu Y tidak begitu berbeda nilainya untuk tiap *marker*, dikarenakan grafik sumbu Y selalu naik. Jumlah nilai skoring pada sumbu Y untuk setiap subjek berbeda-beda, semakin cepat ritme berjalan subjek, maka semakin sedikit jumlah skoring sumbu Y nya, hal ini dikarenakan subjek yang berjalan cepat, jumlah *framena* sedikit. Sedangkan sumbu X dan sumbu Z bervariasi, dikarenakan tergantung dari amplitudo yang dihasilkan pada tiap *marker*.

Tabel. 3.3 Nilai penjumlahan skoring untuk 16 *marker* dalam 1 *gait cycle*

Marker	Total Skoring		
	Sumbu X	Sumbu Y	Sumbu Z
RTOE	137	176	124
RHEE	151	176	138
RANK	141	177	136
RTIB	135	177	145

Marker	Total Skoring		
	Sumbu X	Sumbu Y	Sumbu Z
RKNE	133	177	144
RTHI	141	177	131
RPSI	136	177	137
RASI	119	177	139
LTOE	136	177	109
LHEE	139	169	165
LANK	145	177	148
LTIB	149	177	145
LKNE	130	177	136
LTHI	125	177	130
LPSI	135	177	138
LASI	121	177	128

Dari hasil ekstraksi data C3D delapan subjek, didapat 50 data *marker* trayektori selama satu *gait cycle*, setiap subjek dapat melakukan lima sampai delapan data *marker* trayektori dalam satu *gait cycle*. Distribusi data dapat dilihat pada tabel 3.4

Tabel 3.4 Distribusi data marker trayektori dari 8 subjek untuk satu *gait cycle*

No.	Subyek	Jumlah Data Marker Trayektori per 1 Gait Cycle
1.	Subyek 1	5
2.	Subyek 2	6
3.	Subyek 3	8
4.	Subyek 4	6

No.	Subyek	Jumlah Data Marker Trayektori per 1 Gait Cycle
5.	Subyek 5	6
6.	Subyek 6	8
7.	Subyek 7	5
8.	Subyek 8	6

Sedangkan pada tabel 3.5 adalah jumlah nilai skoring 16 *marker* dari 50 data *marker* trayektori tiap *gait cycle* yang didapatkan dari 8 subjek, dimana tiap subjek memiliki 2 sampai 5 data *marker* trayektori tiap *gait cycle*.

Tabel. 3.5 Nilai Skoring seluruh *marker*

No.	Data Gait	RTOE (1)			RHEE (2)					LASI (16)		
		X	Y	Z	X	Y	Z				X	Y	Z
Subyek 1													
1.	Gait 1	137	176	124	151	176	138				121	177	128
2.	Gait 2	121	176	126	132	177	146				110	177	128
3.	Gait 3	121	167	121	120	162	138				106	167	123
4.	Gait 4	150	177	121	151	177	140				125	177	128
5.	Gait 5	137	177	126	132	176	146				125	177	128
Subyek 2													
1.	Gait 1	139	171	123	126	170	141				116	171	126
2.	Gait 2	139	171	121	136	166	135				116	171	126
3.	Gait 3	129	177	121	136	170	145				116	177	128
4.	Gait 4	139	180	123	130	177	145				120	181	130
5.	Gait 5	115	177	123	128	177	141				146	177	128
6.	Gait 6	139	177	123	136	177	145				161	177	126
Subyek 3													
1.	Gait 1	101	150	110	115	153	117				96	153	110
2.	Gait 2	111	146	104	115	147	117				96	147	106
3.	Gait 3	105	149	108	114	155	119				96	153	110
4.	Gait 4	101	149	106	111	149	117				90	147	106
5.	Gait 5	113	151	102	114	153	122				96	153	106
6.	Gait 6	117	150	108	125	153	124				96	147	106

No.	Data Gait	RTOE (1)			RHEE (2)					LASI (16)		
		X	Y	Z	X	Y	Z				X	Y	Z
7.	Gait 7	117	146	102	121	147	117				102	147	106
8.	Gait 8	120	153	110	121	155	124				105	153	110
Subyek 4													
1.	Gait 1	126	171	127	115	175	142				103	164	119
2.	Gait 2	145	171	126	138	179	145				130	179	129
3.	Gait 3	145	189	130	140	184	157				127	186	135
4.	Gait 4	145	171	127	138	179	145				127	179	129
5.	Gait 5	126	161	126	115	171	141				103	176	119
6.	Gait 6	142	165	127	136	179	145				127	179	135
Subyek 5													
1.	Gait 1	146	195	139	150	196	158				136	195	138
2.	Gait 2	149	201	142	156	207	170				150	205	155
3.	Gait 3	141	201	136	141	200	166				136	201	151
4.	Gait 4	167	205	142	159	209	170				150	205	155
5.	Gait 5	141	203	136	135	196	158				146	203	152
6.	Gait 6	146	203	143	156	200	166				146	203	152
Subyek 6													
1.	Gait 1	179	207	141	150	213	175				153	210	155
2.	Gait 2	166	210	138	152	213	175				153	210	155
3.	Gait 3	172	207	141	152	205	170				147	207	148
4.	Gait 4	166	201	136	148	201	170				149	205	148
5.	Gait 5	166	203	141	152	203	168				150	203	148
6.	Gait 6	170	207	138	150	205	175				153	209	154
7.	Gait 7	172	207	141	152	205	175				150	207	151
8.	Gait 8	166	203	141	152	203	168				147	203	151
Subyek 7													
1.	Gait 1	127	153	124	141	164	133				117	165	122
2.	Gait 2	127	155	116	126	164	133				111	165	121
3.	Gait 3	111	166	118	114	164	131				134	165	123
4.	Gait 4	130	170	118	126	175	138				114	175	121
5.	Gait 5	142	170	124	145	175	138				117	175	121
Subyek 8													
1.	Gait 1	114	174	125	134	176	137				117	181	131
2.	Gait 2	150	174	121	158	180	144				130	181	124

No.	Data Gait	RTOE (1)			RHEE (2)					LASI (16)		
		X	Y	Z	X	Y	Z				X	Y	Z
3.	Gait 3	130	174	125	134	176	142				120	181	132
4.	Gait 4	146	175	125	160	176	144				142	177	124
5.	Gait 5	130	172	121	121	176	140				117	177	124
6.	Gait 6	130	172	125	146	165	144				117	177	131

3.1.4 Klasifikasi Menggunakan Alogaritma Naïve Bayesian

Varibel data dalam penelitian ini begitu banyak sehingga digunakan alogaritma Naive Bayes untuk sistem pengelompokkan dan pengenalan (*machine learning*), alogaritma tersebut sangat cocok dengan penelitian ini karena berprinsip probabilitas dan statistik. Secara umum alogaritma *Bayessian Classifier* sebagai persamaan (1).

Setiap *marker* direpresentasikan dalam atribut $\langle a_1, a_2, a_3, \dots, a_n \rangle$ dimana a_1 adalah *marker* pertama dalam sumbu pertama (sumbu X), a_1 adalah *marker* kedua dalam sumbu kedua (sumbu Y) dan seterusnya sampai pada *marker* ke 16 sumbu ke tiga yaitu sumbu Z. Sedangkan V adalah himpunan kelas. Alogaritma ini menghasilkan kategori yang paling tinggi probabilitasnya (V_{map}). Rumus V_{map} dapat dilihat pada persamaan (2)

$$V_{map} = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} P a_1, a_2, a_3, \dots, a_n \quad (2)$$

Dengan teorema Bayes, persamaan (2) dapat ditulis menjadi,

$$V_{map} = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} \frac{P a_1, a_2, a_3, \dots, a_n v_j \times P v_j}{P a_1, a_2, a_3, \dots, a_n} \quad (3)$$

$P(a_1, a_2, a_3, \dots, a_n)$ nilai konstan untuk semua V_j sehingga persamaan (3) dapat dinyatakan juga menjadi persamaan (4).

$$V_{map} = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} P a_1, a_2, a_3, \dots, a_n v_j \times P v_j \quad (4)$$

Naïve Bayes Classifier menyerderhanakan, bahwa didalam setiap kategori, setiap atribut bebas bersyarat satu sama lain,

$$P a_1, a_2, a_3, \dots, a_n v_j = P a_i v_j \quad (5)$$

Kemudian apabila persamaan (4) didistribusikan ke persamaan (5), maka didapatkan

$$V_{map} = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} P(v_j) \times P(a_i | v_j) \quad (6)$$

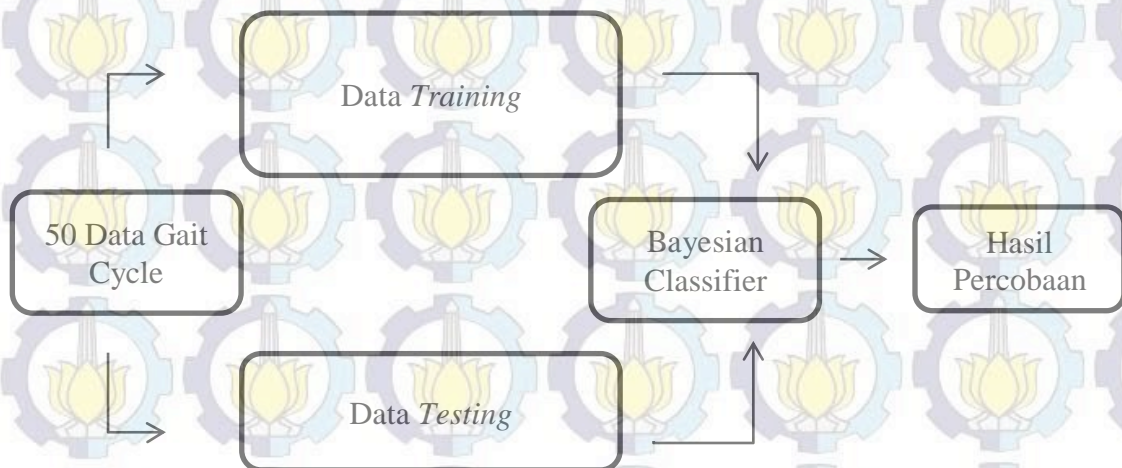
$P(v_j)$ dan probabilitas marker a_i untuk setiap kategori $P(a_i | v_j)$ dihitung pada saat training dimana,

$$P(v_j) = \frac{n_j}{\text{training}} \quad (7)$$

$$P(a_i | v_j) = \frac{\text{subj}_j}{\text{training}_j} \quad (8)$$

Pv_j dihitung pada saat training, dimana n_j adalah jumlah data *marker* trayektori pada kategori j yang ditrainingkan dan *training* adalah jumlah data *training*. Sedangkan Pa_i adalah probabilitas skor a_1 untuk setiap kemunculan pada kategori V_j , dan *subj_j* adalah jumlah skor pada data *training* yang muncul pada V_j

3.2 Perancangan Sistem Pengenalan



Gambar 3.13 Bagan Pengolahan Data

Data *marker* trayektori yang sudah di skoring terdapat dua jenis data yang digunakan dalam penelitian ini, yang pertama yaitu data *marker* trayektori yang digunakan untuk data latih (*data training*) dan yang kedua adalah data *marker* trayektori yang digunakan untuk data uji (*data testing*). Seperti diilustrasikan pada gambar 3.13.

Pada penelitian ini juga melakukan eksperimen dalam menentukan data mana yang dijadikan untuk data *training*, eksperimen yang pertama dimana memilih data *training* secara acak / *random*, dimana dalam satu subjek yang memiliki lima sampai delapan *marker* trayektori *gait cycle* akan dipilih secara acak mana yang akan dijadikan data *training* dalam setiap percobaan. Eksperimen yang kedua data *training* dipilih secara manual. Untuk setiap eksperimen juga dilakukan uji coba, uji coba yang pertama dilakukan dalam penelitian ini dengan menggunakan 24 data *training*, jika menggunakan 24 data *training*, maka setiap subjek memiliki 3 data *marker* trayektori untuk keterwakilan atau set pada data *training*. Dan Uji coba yang kedua pada penelitian ini menggunakan 16 data *training*, dimana setiap subjek memiliki 2 set data *marker* trayektori per *gait cycle*, dan eksperimen yang ketiga menggunakan 8 data *training*, dimana setiap subjek hanya memiliki 1 set data *marker* trayektori per *gait cycle*. Seperti diilustrasikan pada tabel 3.6.

Tabel. 3.6 Data Training dan Data Testing

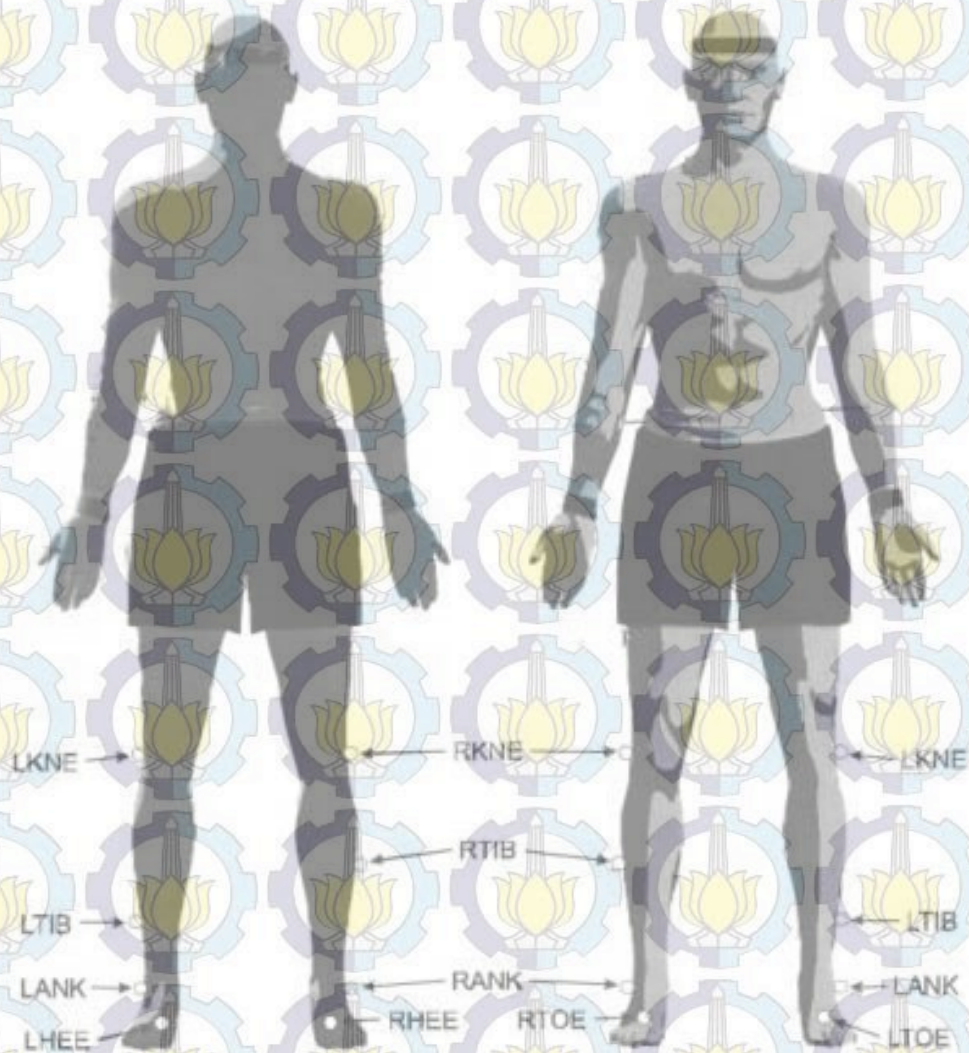
No.	Subyek	Data Training	Data Testing	Jumlah data Marker Trayektori
1.	Subyek 1	3	2	5
2.	Subyek 2	3	3	6
3.	Subyek 3	4	4	8
4.	Subyek 4	3	3	6
5.	Subyek 5	3	3	6
6.	Subyek 6	4	4	8
7.	Subyek 7	3	2	5
8.	Subyek 8	3	3	6
	Jumlah	24	26	50



Gambar 3.16 Peletakan 16 *Marker* pada *Lower Limbs*
(sumber : Davis *et al.*, 1991)

Selain bereksperimen dengan banyaknya jumlah data training, dalam penelitian ini juga bereksperimen dengan banyaknya jumlah *marker* yang digunakan, eksperimen dengan jumlah *marker* digunakan untuk melihat apakah semakin sedikit *marker* yang digunakan, sistem pengenalan dapat mengenali gaya berjalan subjek atau tidak. Ada tiga tahap dalam eksperimen jumlah *marker*. Tahap pertama menggunakan *marker* berjumlah 16, dimana *marker* tersebut ditempelkan pada kaki kanan ada 8 *marker* yaitu RTOE,

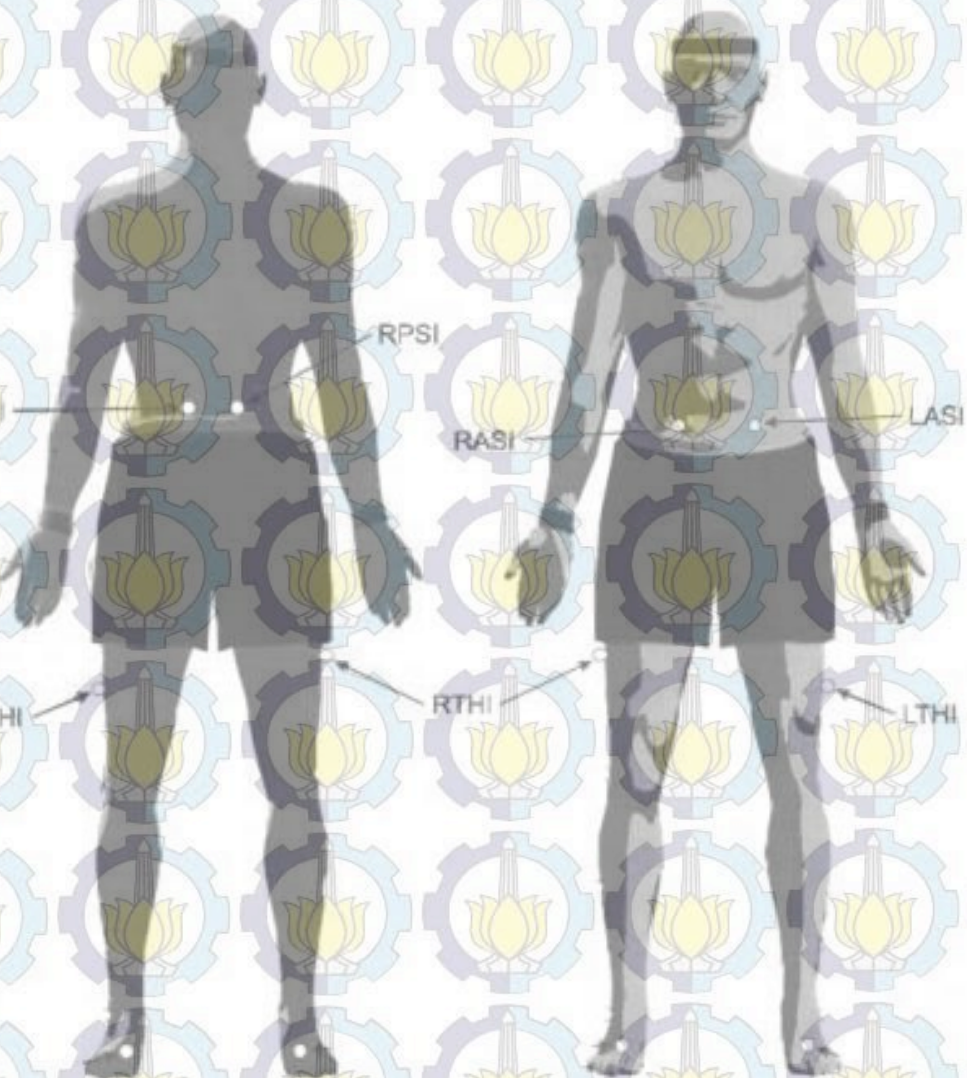
RHEE, RANK, RTIB, RKNE, RTHI, RPSI dan RASI. sedangkan 8 *marker* pada kaki kiri ditempel pada tulang, LTOE, LHEE, LANK, LTIB, LKNE, LTHI, LPSI, dan LASI. Peletakan *marker* dapat dilihat pada gambar 3.16



Gambar 3.17 Peletakan 10 *Marker* pada *Lower Limbs*

(sumber : Davis *et al.*, 1991)

Eksperimen tahap kedua pada penelitian ini menggunakan 10 *marker*, yaitu lima *marker* di kaki kanan dan lima *marker* di kaki kiri, *marker* tersebut ditempelkan di tulang lutut atau KNEE, dan 4 *marker* berikutnya ditempelkan pada tulang TOE, ANK, HEE, dan TIB. Peletakan *marker* dapat dilihat pada gambar 3.17

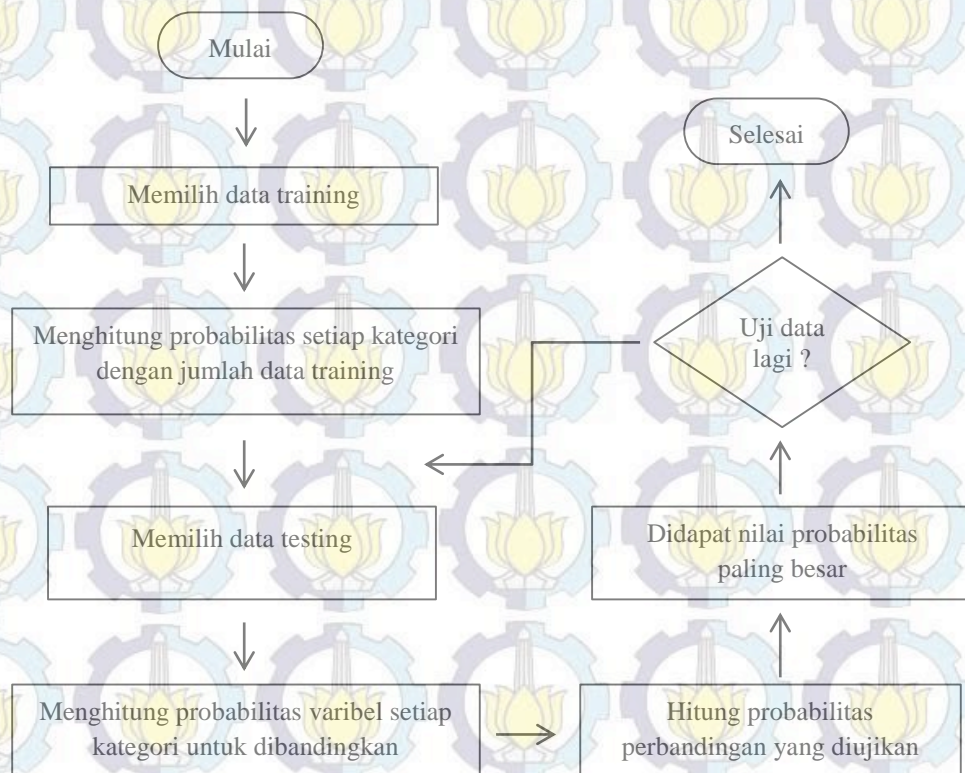


Gambar 3.18 Peletakan 6 Marker pada *Lower Limbs*
(sumber : Davis *et al.*, 1991)

Eksperimen tahap ketiga ini, hanya menggunakan 6 marker, yaitu tiga *marker* di kaki kanan dan tiga *marker* di kaki kiri, marker tersebut ditempelkan di tulang *lower limbs* bagian atas lutut, 2 marker diletakkan dipinggul yaitu ASI dan PSI, sedangkan 1 marker diletakkan ditulang paha. Peletakan *marker* dapat dilihat pada gambar 3.18

Flowchart sistem pengenalan gaya berjalan menggunakan alogaritma *Naïve Bayesian* seperti gambar 3.19, langkah pertama dari 50 data *marker* trayektori, memilih data training untuk diinputkan ke dalam alogaritma *naive bayessian*, data *training*

dihitung nilai probabilitas pada setiap class atau kategori (dalam penelitian ini bisa dikatakan subjek). Langkah ketiga memilih data *testing*, yang diasumsikan tidak diketahui data *marker* trayektori tersebut milik subjek siapa. Berikutnya dihitung probabilitas variabel setiap kategori antara data *testing* dengan data *training* yang sudah dibuat. Variabel yang dimaksud disini adalah, jumlah nilai skoring *marker* tiap koordinat sumbu, variabel yang digunakan dalam penelitian ada 48 variabel. Langkah ke lima adalah menghitung probabilitas perbandingan pada setiap kategori atau setiap subjek. Dari perhitungan tersebut didapat nilai probabilitas yang paling besar, dan dapat diartikan data testing tersebut masuk kedalam kategori atau class tersebut.



Gambar 3.19 Flowchart Sistem pengenalan dengan metode Naïve Bayesian

Tabel. 3.7 Data Training

No.	Data Gait	RTOE (1)			RHEE (2)					LASI (16)		
		X	Y	Z	X	Y	Z				X	Y	Z
	Subyek 1												
1.	Gait 1	137	176	124	151	176	138				121	177	128

No.	Data Gait	RTOE (1)			RHEE (2)					LASI (16)		
		X	Y	Z	X	Y	Z				X	Y	Z
2.	Gait 3	121	167	121	120	162	138				106	167	123
3.	Gait 4	150	177	121	151	177	140				125	177	128
	Subyek 2												
4.	Gait 1	139	171	123	126	170	141				116	171	126
5.	Gait 5	115	177	123	128	177	141				146	177	128
6.	Gait 6	139	177	123	136	177	145				161	177	126
	Subyek 3												
7.	Gait 1	101	150	110	115	153	117				96	153	110
8.	Gait 3	105	149	108	114	155	119				96	153	110
9.	Gait 7	117	146	102	121	147	117				102	147	106
	Subyek 4												
10.	Gait 1	126	171	127	115	175	142				103	164	119
11.	Gait 5	126	161	126	115	171	141				103	176	119
12.	Gait 6	142	165	127	136	179	145				127	179	135
	Subyek 5												
13.	Gait 1	146	195	139	150	196	158				136	195	138
14.	Gait 2	149	201	142	156	207	170				150	205	155
15.	Gait 5	141	203	136	135	196	158				146	203	152
	Subyek 6												
16.	Gait 3	172	207	141	152	205	170				147	207	148
17.	Gait 4	166	201	136	148	201	170				149	205	148
18.	Gait 5	166	203	141	152	203	168				150	203	148
	Subyek 7												
19.	Gait 3	127	155	116	126	164	133				111	165	121
20.	Gait 4	111	166	118	114	164	131				134	165	123
21.	Gait 5	130	170	118	126	175	138				114	175	121
	Subyek 8												
22.	Gait 2	150	174	121	158	180	144				130	181	124
23.	Gait 3	130	174	125	134	176	142				120	181	132
24.	Gait 6	130	172	125	146	165	144				117	177	131
	??????	170	207	138	150	205	175				153	209	154

Berdasarkan acuan tabel 3.7, terdapat 24 data *training*, dan satu data dilakukan untuk pengujian dimana data *marker* trayektorinya tidak diketahui milik subjek siapa.

Data *training* tersebut dipilih secara manual, dimana setiap subjek memiliki tiga data *marker* trayektori untuk dijadikan pembanding. Maka untuk mengenali data uji tersebut dilakukan langkah sebagai berikut :

1. Menghitung jumlah class atau kategori (subjek), berdasarkan klasifikasi yang terbentuk (prior probability), dalam contoh kasus pada tabel 3.5 ada delapan class atau kategori, Hasil probabilitas dapat dilihat pada tabel 3.8

Tabel 3.8 Hasil perhitungan prior probability class

No.	Subyek	=(banyak data calss / jmlh total data training)	Jumlah
1.	Class Subyek 1	=3/24	0,125
2.	Class Subyek 2	=3/24	0,125
3.	Class Subyek 3	=3/24	0,125
4.	Class Subyek 4	=3/24	0,125
5.	Class Subyek 5	=3/24	0,125
6.	Class Subyek 6	=3/24	0,125
7.	Class Subyek 7	=3/24	0,125
8.	Class Subyek 8	=3/24	0,125

2. Membandingkan jumlah kecocokan data yang sama dengan pada setiap atribut delapan class berdasarkan data testing. Jika nilai variabel pada data uji tidak ada disetiap class atau kategori pada data training, maka diberi nilai 0,1. Pada tahap ini menghitung varibel dari *marker* RTOE sumbu X. Hasil perhitungan dapat dilihat pada tabel 3.9,

Tabel 3.9 Hasil perhitungan prior probability Marker RTOE sumbu X

No.	Subyek	=(banyaknya kecocokan data / jmlh data training pada class)	Jumlah
1.	Class Subyek 1	=0,1/3	0,033

No.	Subyek	=(banyaknya kecocokan data / jmlh data training pada class)	Jumlah
2.	Class Subyek 2	=0,1/3	0,033
3.	Class Subyek 3	=0,1/3	0,033
4.	Class Subyek 4	=0,1/3	0,033
5.	Class Subyek 5	=0,1/3	0,033
6.	Class Subyek 6	=0,1/3	0,033
7.	Class Subyek 7	=0,1/3	0,033
8.	Class Subyek 8	=0,1/3	0,033

3. Membandingkan kembali jumlah kecocokan data yang sama dengan pada setiap atribut 8 class berdasarkan data testing. Pada tahap ketiga ini menghitung variabel dari *marker RANK* sumbu Y. Hasil perhitungan dapat dilihat pada tabel 3.10,

Tabel 3.10 Hasil perhitungan prior probability Marker RANK sumbu Y

No.	Subyek	(banyaknya kecocokan data / jmlh data training pada class)	Jumlah
1.	Class Subyek 1	=0,1/3	0,033
2.	Class Subyek 2	=0,1/3	0,033
3.	Class Subyek 3	=0,1/3	0,033
4.	Class Subyek 4	=0,1/3	0,033
5.	Class Subyek 5	=1/3	0,333
6.	Class Subyek 6	=2/3	0,666
7.	Class Subyek 7	=0,1/3	0,033
8.	Class Subyek 8	=0,1/3	0,033

- 4 Menghitung perbandingan jumlah kecocokan data yang sama dengan pada setiap atribut 8 class berdasarkan data testing. Pada tahap keempat ini menghitung variabel dari *marker* LTIB sumbu Z. Hasil perhitungan dapat dilihat pada tabel 3.11.

Tabel 3.11 Hasil perhitungan prior probability Marker LTIB sumbu Z

No.	Subyek	(banyaknya kecocokan data / jmlh data training pada class)	Jumlah
1.	Class Subyek 1	$=0,1/3$	0,033
2.	Class Subyek 2	$=0,1/3$	0,033
3.	Class Subyek 3	$=0,1/3$	0,033
4.	Class Subyek 4	$=0,1/3$	0,033
5.	Class Subyek 5	$=0,1/3$	0,033
6.	Class Subyek 6	$=2/3$	0,666
7.	Class Subyek 7	$=0,1/3$	0,033
8.	Class Subyek 8	$=0,1/3$	0,033

Langkah berikutnya menghitung jumlah perbandingan dengan semua variabel, dimana dalam penelitian ini ada 48 variabel, terdiri dari 16 *marker*, dan disetiap *marker* ada 3 sumbu.

- 5 Mengkalikan semua hasil perhitungan prior probability variabel dengan class atau kategori yang sama. Hasil perkalian dapat dilihat pada tabel 3.12

Tabel 3.12 Hasil perkalian semua variabel dengan class yang sama

No.	Subyek	Perkalian 48 variabel dari class yang sama	Jumlah
1.	Class Subyek 1	$=0,033 \times 0,033 \times 0,033..... \times 0,033$	0,00000000001567
2.	Class Subyek 2	$=0,033 \times 0,033 \times 0,033..... \times 0,033$	0,00000000001567

No.	Subyek	Perkalian 48 variabel dari class yang sama	Jumlah
3.	Class Subyek 3	$=0,033 \times 0,033 \times 0,033..... \times 0,033$	0,00000000001567
4.	Class Subyek 4	$=0,033 \times 0,033 \times 0,033..... \times 0,033$	0,00000000001567
5.	Class Subyek 5	$=0,033 \times 0,333 \times 0,033..... \times 0,033$	0,00000156707501
6.	Class Subyek 6	$=0,033 \times 0,666 \times 0,666..... \times 0,033$	0,10029280097095
7.	Class Subyek 7	$=0,033 \times 0,033 \times 0,033..... \times 0,033$	0,00000000001567
8.	Class Subyek 8	$=0,033 \times 0,033 \times 0,033..... \times 0,033$	0,00000000001567

6 Dari delapan class didapatkan nilai probabilitas paling tinggi, mengacu pada tabel 3.11 nilai probabilitas yang paling besar adalah milik subjek 6. Sehingga dapat disimpulkan data *marker* trayektori subjek tersebut dikenali milik class atau kategori dari subjek 6.

Apabila nilai probabilitas antar class ada yang sama, maka data *marker* trayektori tersebut tidak dapat dikenali.



[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dengan menggunakan metode Naive Bayesian Classification yang berbasis teorema Bayes, dimana metode tersebut menghasilkan klasifier statistik berdasarkan peluang. Tabel 4.1 adalah contoh hasil penghitungan probabilitas untuk setiap data yang diujikan. nilai probabilitas yang paling besar dapat diartikan data *gait cycle* yang diujikan adalah data subyek dari *gait cycle* subjek tersebut.

Tabel 4.1 Hasil perhitungan probabilitas

No.	Subyek	Nilai Probabilitas
1.	Subyek 1	0.0000000157
2.	Subyek 2	0.0000000315
3.	Subyek 3	0.0000000157
4.	Subyek 4	0.0000000157
5.	Subyek 5	0.0082718061
6.	Subyek 6	0.5293955920
7.	Subyek 7	0.0000000157
8.	Subyek 8	0.0000000315

4.1 Pemilihan Data Set Training Secara Random

4.1.1 Menggunakan 16 Marker

4.1.1.1 16 Random Data Training

Pada Uji coba tahap ini, akurasi keberhasilan sistem dalam mengenali seseorang rata-rata sebesar 94,12%. Dua kali percobaan sistem dapat mengenali seluruh data testing, yaitu pada percobaan 2 dan percobaan 4. Untuk percobaan 1, dari 34 data yang diujikan, ada 5 data dimana sistem tidak dapat mengenali data *marker* trayektori gaya berjalan. Hasil lengkap dapat dilihat pada tabel 4.2

Tabel 4.2 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang dengan random 16 random data training, 16 marker

No.	Uji Coba	Prosentase Keberhasilan
1.	Percobaan 1	85.29%
2.	Percobaan 2	100.00%
3.	Percobaan 3	97.06%
4.	Percobaan 4	100.00%
5.	Percobaan 5	88.24%

4.1.1.2 24 Random Data Training

Uji coba dengan 24 data *training* dan dipilih secara random, merujuk dari tabel 4.3, dari lima kali percobaan, ada 3 percobaan yang mendapatkan prosentase keberhasilan sama, yaitu sebesar 92,31%. Untuk percobaan 2 percobaan lainnya, prosentase keberhasilan 96.15%, pada percobaan tersebut, ada 1 data dimana sistem salah dalam mengenali seseorang. Akurasi rata-rata yang dihasilkan pada uji coba tahap ini sebesar 98,46%.

Tabel 4.3 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang dengan random 24 random data training, 16 marker

No.	Uji Coba	Prosentase Keberhasilan
1.	Percobaan 1	100.00%
2.	Percobaan 2	96.15%
3.	Percobaan 3	96.15%
4.	Percobaan 4	100.00%
5.	Percobaan 5	100.00%

4.1.2 Menggunakan 10 *Marker*

4.1.2.1 16 Random Data Training

Uji coba berikutnya menggunakan 10 *marker*, pada tahap ini didapat akurasi keberhasilan dalam mengenali seseorang antara 85% sampai dengan 100%. Lima percobaan tersebut apabila dirata-rata, akurasi tingkat keberhasilan dalam mengenali sebesar 93.53%. Untuk percobaan 1, ada empat data *marker* trayektori yang tidak dapat dikenali oleh sistem pengenalan. Hasil lengkap dapat dilihat pada tabel 4.4

Tabel 4.4 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang dengan 16 random data training, 10 *marker*

No.	Uji Coba	Prosentase Keberhasilan
1.	Percobaan 1	88.24%
2.	Percobaan 2	100.00%
3.	Percobaan 3	94.12%
4.	Percobaan 4	100.00%
5.	Percobaan 5	85.29%

4.1.2.2 24 Random Data Training

Pada tabel 4.5 dapat dilihat, Uji coba menggunakan 10 *marker* menggunakan 24 data training, dari lima kali percobaan didapat akurasi keberhasilan dalam mengenali seseorang prosentasenya antara 92% sampai dengan 100%. Terdapat tiga kali percobaan mendapatkan akurasi yang sama, yaitu sebesar 92,31%, pada percobaan tersebut ada 2 data *marker* trayektori dimana sistem salah dalam mengenali seseorang. Hasil akurasi rata-rata uji coba pada tahap ini tidak jauh berbeda yaitu sebesar 94,62%, selisih 3,84% dengan hasil uji coba menggunakan 16 *marker* dengan 24 random data training. Apabila menggunakan 16 *marker*, dengan jumlah data training yang sama, sistem dapat mengenali seluruh data *marker* selama 3 kali percobaan. Sedangkan apabila menggunakan 10 *marker*, sistem hanya satu kali percobaan dapat mengenali seluruh data *marker* trayektori.

Tabel 4.5 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 24 random data training, 10 marker

No.	Uji Coba	Prosentase Keberhasilan
1.	Percobaan 1	100.00%
2.	Percobaan 2	92.31%
3.	Percobaan 3	92.31%
4.	Percobaan 4	92.31%
5.	Percobaan 5	96.15%

4.1.3 Menggunakan 6 Marker

4.1.3.1 16 Random Data Training

Hasil lengkap dari uji coba pada tahap menggunakan 6 *marker* dengan 16 *random data training* dapat dilihat pada tabel 4.6. Tingkat akurasi rata-rata dalam uji coba kali ini sebesar 90,00%. Ada dua kali percobaan dimana sistem dalam mengenali seseorang tingkat akurasinya dibawah 80%, yaitu pada percobaan 1 dan percobaan 5 dimana sistem hanya mengenali 27 data *marker* trayektori dari 34 data yang diujikan.

Tabel 4.6 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 16 random data training, 6 marker

No.	Uji Coba	Prosentase Keberhasilan
1.	Percobaan 1	79.41%
2.	Percobaan 2	100.00%
3.	Percobaan 3	100.00%
4.	Percobaan 4	91.18%
5.	Percobaan 5	79.41%

4.1.3.2 24 Random Data Training

Percobaan pada tahap menggunakan 6 *marker* dengan 24 random data training hanya di dapat akurasi rata-rata prosentase keberhasilannya 90,77%. Dapat dilihat pada tabel 4.7 pada percobaan 3 adalah hasil akurasi yang paling rendah diantara empat percobaan lainnya, dari 26 data *marker* trayektori yang diuji, sistem hanya dapat mengenali 22 data.

Tabel 4.7 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 24 random data training, 6 marker

No.	Uji Coba	Prosentase Keberhasilan
1.	Percobaan 1	88.46%
2.	Percobaan 2	96.15%
3.	Percobaan 3	84.62%
4.	Percobaan 4	88.46%
5.	Percobaan 5	96.15%

4.2 Pemilihan Data Set Training Secara Manual

4.2.1 Menggunakan 16 Marker

4.2.1.1 16 Data Training

Uji coba dengan pemilihan 16 data training dimana setiap set claas dipilih secara manual dan menggunakan 16 *marker* ini, didapat tingkat akurasi yang sangat tinggi, yaitu rata-rata prosentasenya sebesar 97,06%. Bahkan dalam tiga kali percobaan sistem dapat mengenali seluruh data *marker* trayektori secara akurat data tersebut milik subjek siapa.. Hasil keseluruhan percobaan pada tahap ini dapat dilihat pada tabel 4.8

Tabel 4.8 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 16 data training, 16 marker

No.	Uji Coba	Hasil Prosentase
1.	Percobaan 1	100.00%
2.	Percobaan 2	100.00%

No.	Uji Coba	Hasil Prosentase
3.	Percobaan 3	91.18%
4.	Percobaan 4	100.00%
5.	Percobaan 5	94.12%

4.2.1.2 24 Data Training

Tabel 4.9 adalah hasil prosentase keberhasilan sistem dalam mengenali seseorang dengan uji coba menggunakan 24 data training, didapat hasil akurasi yang lebih tinggi daripada menggunakan 16 data training, prosentase rata-rata sistem dalam mengenali seseorang didapat sebesar 98,46%, hasil ini apabila dibandingkan dengan pemilihan data set training dengan cara dirandom, rata-rata hasil akurasinya sama.

Tabel 4.9 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 24 data training, 16 marker

No.	Uji Coba	Hasil Prosentase
1.	Percobaan 1	96.15%
2.	Percobaan 2	100.00%
3.	Percobaan 3	96.16%
4.	Percobaan 4	100.00%
5.	Percobaan 5	100.00%

4.2.2 Menggunakan 10 Marker

4.2.2.1 16 Data Training

Uji coba dengan menggunakan 10 *marker* dan didalam data training ada 16 data *marker* trayektori. Merujuk tabel 4.10, dari lima kali percobaan didapat akurasi keberhasilan dengan prosentase 90% sampai 100%, ada perbedaan mencolok antara percobaan 1 dan percobaan 2, pemilihan data set training sangat berpengaruh terhadap keberhasilan sistem dalam mengenali seseorang. Akurasi yang didapat rata-rata sebesar 95.88%

Tabel 4.10 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 16 data training, 10 marker

No.	Uji Coba	Hasil Prosentase
1.	Percobaan 1	100.00%
2.	Percobaan 2	100.00%
3.	Percobaan 3	91.18%
4.	Percobaan 4	91.18%
5.	Percobaan 5	97.06%

4.2.2.2 24 Data Training

Pada uji coba dengan 24 data training menggunakan 10 marker, tingkat akurasi keberhasilannya lebih baik dibanding saat menggunakan 16 data training. Dapat dilihat pada tabel 4.11 dari 5 kali percobaan didapat akurasi keberhasilan dalam mengenali seseorang, rata-rata prosentasenya sebesar 96,92%, hasil ini selisih 1,54% dibandingkan saat uji coba dengan 16 data training menggunakan 10 *marker*.

Tabel 4.11 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 24 data training, 10 marker

No.	Uji Coba	Hasil Prosentase
1.	Percobaan 1	92.31%
2.	Percobaan 2	100.00%
3.	Percobaan 3	96.15%
4.	Percobaan 4	96.15%
5.	Percobaan 5	100.00%

4.2.3 Menggunakan 6 Marker

4.2.3.1 16 Data Training

Eksperimen berikutnya adalah mengurangi banyak jumlah *marker* menjadi hanya dengan 6 *marker*. Dari 5 kali percobaan didapat akurasi keberhasilan dalam mengenali seseorang, rata-rata prosentasenya sebesar 92,94%. Antara percobaan 1 dan percobaan 5

ada hasil yang mencolok, pada percobaan 5 didapat akurasi yang hanya 79,41%, pada percobaan tersebut sistem hanya dapat mengenali 27 data dari 34 data yang diujikan, dengan sedikitnya *marker* yang digunakan dan pemilihan data set training yang tidak baik, hasil akurasinya sangat rendah. Hasil seluruh percobaan pada tahap ini dapat dilihat pada tabel 4.12

Tabel 4.12 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 16 data training, 6 marker

No.	Uji Coba	Hasil Prosentase
1.	Percobaan 1	100.00%
2.	Percobaan 2	91.18%
3.	Percobaan 3	85,29%
4.	Percobaan 4	94.12%
5.	Percobaan 5	79.41%

4.2.3.2 24 Data Training

Uji coba berikutnya dengan menggunakan 24 data training dan pengurangan jumlah *marker* yang hanya 6 *marker*, didapat hasil pada tabel 4.13, Dalam 3 kali sistem tidak dapat mengenali seluruh data yang diujikan, dalam dua kali percobaan akurasi keberhasilan sistem dalam mengenali seseorang sebesar 100,00%,

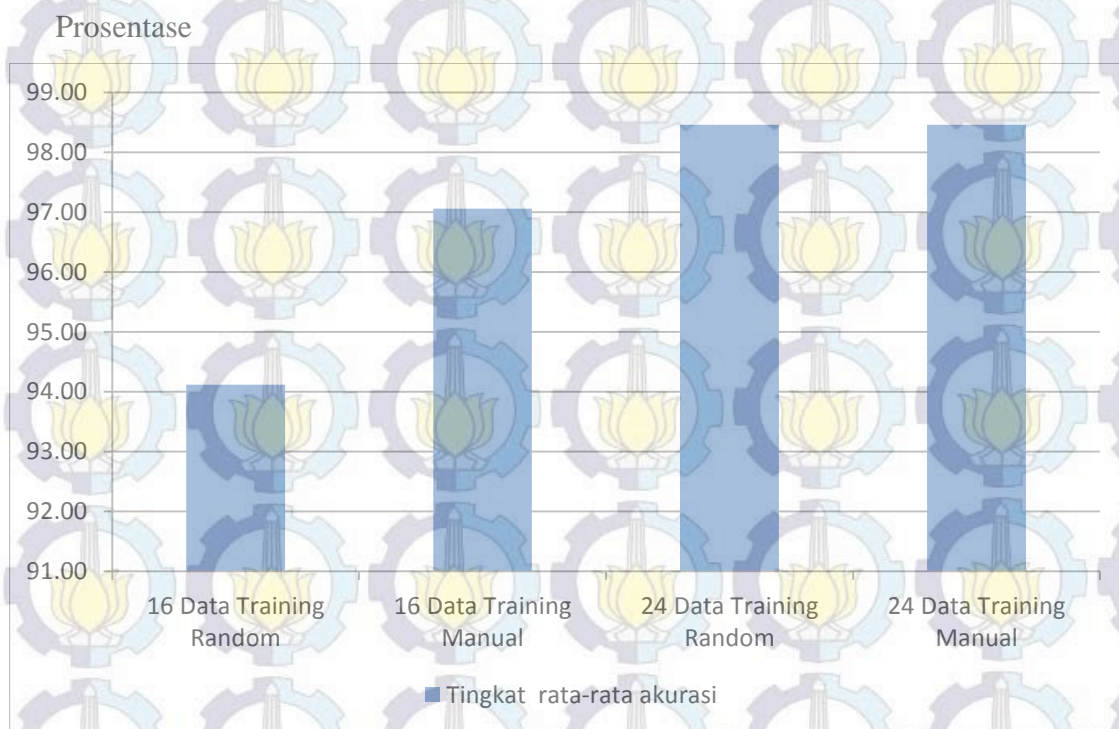
Tabel 4.13 Hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang 24 data training, 6 marker

No.	Uji Coba	Hasil Prosentase
1.	Percobaan 1	88.46%
2.	Percobaan 2	100.00%
3.	Percobaan 3	92.31%
4.	Percobaan 4	100.00%
5.	Percobaan 5	88.46%

Dari eksperimen yang telah dilakukan, ada beberapa hal yang bisa ditarik sebagai kesimpulan, yang pertama banyaknya data training sangat berpengaruh terhadap tingkat keberhasilan meskipun data training dipilih secara manual atau pun *random*, apabila data training banyak dan semua subyek memiliki keterwakilan dalam data training, maka hasil pengujian akan baik, bahkan dalam lima kali percobaan, 3 kali sistem dapat mengenali seluruh data yang diujikan. Apabila data training dipilih secara *random* tingkat keberhasilan sistem dalam mengenali sangat tidak begitu besar, karena didalam data training apabila ada satu atau dua subjek yang tidak memiliki data keterwakilan, maka sistem tidak dapat mengenali subjek tersebut. Hasil perbandingan lengkap dapat dilihat pada tabel 4.14. dan grafik ditampilkan pada gambar 4.1

Tabel 4.14 Perbandingan hasil akurasi tingkat keberhasilan mengenali seseorang dengan jumlah data training, menggunakan 16 marker

No.	Data	16 Data Training (<i>Random</i>)	16 Data Training (<i>Manual</i>)	24 Data Training (<i>Random</i>)	24 Data Training (<i>Manual</i>)
1.	Percobaan 1	85.29%	100.00%	100.00%	96.15%
2.	Percobaan 2	100.00%	100.00%	96.15%	100.00%
3.	Percobaan 3	97.06%	91.18%	96.15%	96.15%
4.	Percobaan 4	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
5.	Percobaan 5	88.24%	94.12%	100.00%	100.00%
	Rata-rata	94.12%	97,06%	98.46%	98.46%



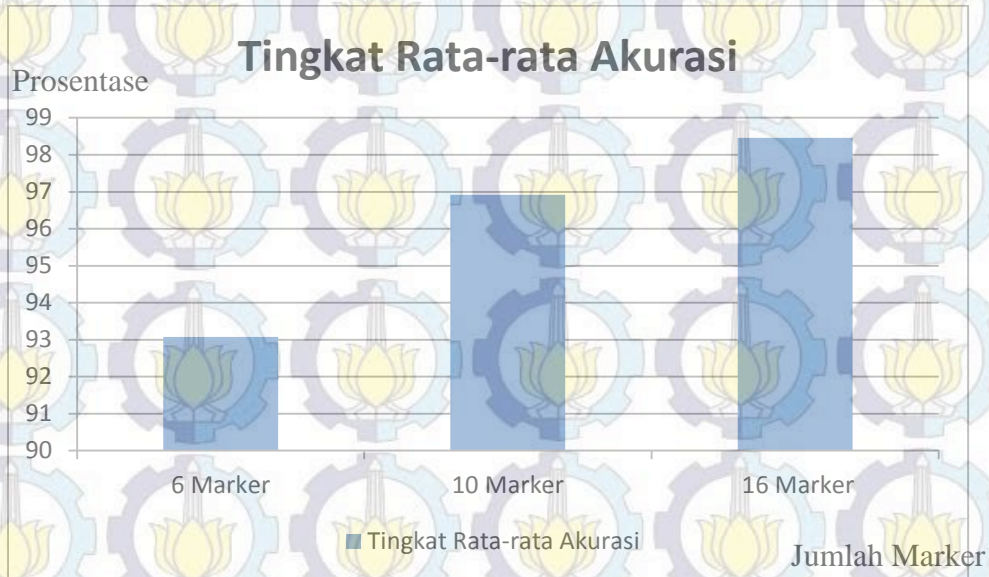
Gambar 4.1 Grafik prosentase rata-rata keberhasilan dalam mengenali seseorang, dengan perbandingan banyaknya jumlah data training

Selain membandingkan jumlah data *training*, dalam penelitian ini juga membandingkan jumlah *marker* yang digunakan. Dari lima kali percobaan, apabila menggunakan 16 *marker*, rata-rata prosentase yang didapat sebesar 98,46%, dan apabila menggunakan 10 *marker* rata-rata prosentase sebesar 96,92%, serta apabila hanya menggunakan 6 *marker*, rata-rata prosentase hanya 93,08%. Hasil lengkap perbandingan dapat dilihat pada tabel 4.15, dan grafik ditunjukkan pada gambar 4.2

Tabel 4.15 Perbandingan hasil prosentase keberhasilan mengenali seseorang dengan jumlah marker

No.	Data	6 Marker	10 Marker	16 Marker
1.	Percobaan 1	92.31%	92.13%	96.15%
2.	Percobaan 2	100.00%	100.00%	100.00%
3.	Percobaan 3	84.62%	96.15%	96.15%
4.	Percobaan 4	100.00%	96.15%	100.00%

No	Data	6 Marker	10 Marker	16 Marker
5.	Percobaan 5	88.46%	100.00%	100.00%
	Rata-rata	93.08%	96.92%	98.46%



Gambar 4.2 Grafik prosentase rata-rata keberhasilan dalam mengenali seseorang, dengan perbandingan banyaknya marker



[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Dari penelitian ini telah dilakukan pengujian pengenalan melalui data *marker* trayektori gaya berjalan menggunakan metode *Naive Bayesian*, tingkat akurasi dalam mengenali seseorang berbasis skoring data trayektori gaya berjalan didapat prosentase rata-rata keberhasilan sebesar 98,46%. Dapat disimpulkan bahwa dengan data skoring *trajektory Marker* dapat digunakan sebagai alternatif untuk proses mengenali seseorang, karena data lintasan gaya berjalan subjek satu dengan subjek yang lain tidak sama. Sedangkan selain itu untuk meningkatkan akurasi dapat dilakukan menggunakan data training setiap subjek yang lebih banyak.

5.2. Saran

Diperlukan pengujian lebih lanjut untuk dapat melakukan klasifikasi pada marker yang ditempelkan pada tangan, apakah saat berjalan pergerakan tangan tersebut juga unik antara subyek satu dengan yang lain, sebagaimana pergerakan kaki. Untuk penelitian selanjutnya penggunaan metode klasifikasi lain mungkin dapat dijadikan pertimbangan untuk mendapatkan tingkat kecocokkan yang lebih maksimal.



[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR PUSTAKA

- Ariano D. Harjoko A. 2013. Sistem Pendeteksian Marker pada Analisis Gait Menggunakan Pengolahan Citra Digital. Universitas Gajah Mada Yogyakarta.
- Davis, R.B III, Ounpuu, S, Tyburski, D, and Gage, JR. 1991. A gait data collection and reduction technique. Human Movement Sciences. page 575-587
- Dewi E.M.. 2008. Penentuan Titik Referensi Pada Pengambilan Gerak Tungkai Tanpa Marker Dengan Metode Kurva Bezier Untuk Analisis Gait. Institut Teknologi Bandung.
- Domingos P., Pazzani M. 1997. On the optimality of the simple Bayesian classifier under zero-one loss. Machine Learning. 29:103-130
- Hegarini Ega, Satria Haris, Wardijono B.A. 2014. Membangun Penangkap Gerakan Manusia dengan menggunakan 8 Kamera untuk Menghasilkan Model Animasi 3 Dimensi. Universitas Gunadarma.
- Jain A.K., Bolle R., Pankanti S.. 1999. Biometrics: Personal Identification in Networked society. Kluwer Academic Publishers.
- Knusel, Heidi. 2006. Influence of Swing Leg Movement on Stability of Running. Master Thesis Department of Biology. Jena University.
- Swilling B.J. 2005. Human Walking Adaptations to Distal Limb Mass Disturbances: Investigating Biomimetic Performance Objectives. Massachusetts Institute of Technology.
- Trew M., Everett T.. 2001. Human Movement An Introductory Text. Fourth Edition, Churchill Livingstone.
- Vaughan C.L., Davis B.L., O'Connor J.C.. 1999. Dynamics of Human Gait Second Edition. Kiboho Publishers.
- Wibawa A. D.. 2014. Lower Limb Musculoskeletal Modeling During Normal Walking, One-Legged Forward Hopping, Side Jumping and Knee Flexion. University of Groningen The Netherlands
- Wibawa A., D., N. Verdonchot., J.P.K. Halbertsma., M.S. Andersen., R.L. Diercks., G.J. Verkerke. 2012. Validating Numerical Simulation of Lower Limbs muscle activity

during Normal walking and Side Jumping. Journal of Biomechanics. Volume 45, Supplement 1, Page S486.



Nama : Ashafidz Fauzan Dianta

Alamat : Jl. Sunan Ampel gg. Amanda No. 7
Kediri, Jawa Timur, 64129

Email : ashafidz.fauzan@gmail.com

Riwayat Pendidikan :

- | | |
|--|-----------|
| 1. SD Pawyatan Daha, Kediri | 1994-2000 |
| 2. SMP Negeri 3 Kediri | 2000-2003 |
| 3. SMA Negeri 1 Kediri | 2003-2005 |
| 4. D4 Teknik Informatika PENS – ITS, Surabaya | 2006-2010 |
| 5. S2 Teknik Elektro ITS Surabaya,
Bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia | 2013-2015 |